



**UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERÍA
FACULTAD DE TECNOLOGÍA DE LA INDUSTRIA
CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL**

***Un Enfoque Práctico para la Solución de un Problema de Diseño
de Rutas de Distribución de Productos Utilizando Hojas de
Cálculo y Google Maps. Caso de Estudio: Diario “LA PRENSA”.***

ELABORADO POR:

Br. Miguel José Sandoval Davis

TUTOR

MTA. Ing Róger Sánchez Alonso

Managua, Noviembre 2012



UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERÍA
Facultad de Tecnología de la Industria

DECANATURA

A: Br. Miguel José Sandoval Davis

DE: Facultad de Tecnología de la Industria

FECHA Lunes 30 de julio de 2012

Por este medio hago constar que su trabajo de Investigación Titulado **"Un Enfoque practico para la Solución de un Problema de Logística de Periódico Utilizando Hojas de Cálculo y Google MAPS Caso de Estudio: Diario "La Prensa" "**. Para obtener el título de Ingeniero Industrial, Que Contara con el Ing. Roger Sánchez Alonso, como profesor guía, ha sido aceptado por esta Decanatura por lo que puede proceder a su realización.

Cordialmente,

Ing. Daniel Cuadra Horney
Decano



Cc: Archivo

AGRADECIMIENTOS

A Dios en primer lugar por permitirme terminar esta etapa de mi vida. Mis sinceros agradecimientos a aquellos que de una u otra forma aportaron positivamente al desarrollo y término de este trabajo, a mis padres por su apoyo y paciencia, a mi hermano Juan por su apoyo, a mis compañeros, a los colaboradores de logística del diario “LA PRENSA” y a mi tutor Róger Sánchez

RESUMEN EJECUTIVO

La siguiente investigación presenta un enfoque utilizando hojas de cálculo y optimizadores en Microsoft Excel para la solución de un problema de diseño de rutas de distribución de productos aplicado a la industria de la prensa escrita. Se parte del enfoque conceptual de modelar el problema de estudio como un los problemas de ruteo de vehículos, el cual es un problema central de logística que consiste en determinar un conjunto de rutas a un mínimo costo. Se realiza un estudio comparativo de algunos de los diferentes planteamientos y métodos de solución del problema de ruteo de vehículos abordando: métodos exactos, heurísticas y metaheurísticas, con el objetivo de ver el desempeño de los optimizadores utilizados y determinar el mejor modelo de la literatura estudiada para abordar el problema.

Luego de realizar el estudio comparativo se concluyó que debido a la gran cantidad de agencias puestos fijos y complejidad del problema, el modelo que más se ajusta para mejorar la distribución consiste en asignar las agencias a las rutas primero y encontrar el orden de entrega óptimo después. La primera parte se resuelve utilizando un modelo de localización, en el cual se cuenta con un conjunto determinado de clientes como posibles ubicaciones para formar las rutas, la función objetivo consiste en formar rutas con el menor costo "distancia". Una vez formada las rutas se propone encontrar el orden óptimo de entrega mediante un TSP por método exacto utilizando Open Solver, el cual es gratis o por algoritmos genéticos utilizando el Evolutionary solver si la empresa lo adquiere.

El modelo en Microsoft Excel propuesto demuestra ser flexible en términos de tiempo y formulación. Los resultados arrojados con el modelo demuestran la reducción de más de un 14% en distancia recorrida en comparación con el método actual. En el peor de los escenarios la reducción sería de hasta un 6%. Lo que en términos generales significaría una reducción de los costos actuales de distribución y disminución del tiempo de entrega.

ÍNDICE

AGRADECIMIENTOS	I
RESUMEN EJECUTIVO	I
CAPÍTULO I. GENERALIDADES	1
INTRODUCCIÓN	1
ANTECEDENTES.....	3
ANTECEDENTES DEL PROBLEMA.....	3
ANTECEDENTES TÉCNICOS.....	5
JUSTIFICACIÓN.....	9
OBJETIVOS.....	10
DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN.....	11
METODOLOGÍA A UTILIZAR	11
SOFTWARE	13
<i>Frontline Systems Evolutionary Engine</i>	13
<i>Open Solver</i>	14
<i>Google Earth</i>	14
CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO	15
2.1. PROBLEMAS DE OPTIMIZACIÓN COMBINATORIA.....	15
2.1.1. COMPLEJIDAD DE UN ALGORITMO Y DE UN PROBLEMA COMBINATORIO	18
2.2. PROGRAMACIÓN ENTERA MIXTA	20
2.3. PROGRAMACIÓN CON RESTRICCIONES.....	23
2.4. PROBLEMAS DE RUTEO DE VEHÍCULOS (VRP).....	24
2.4.1. <i>El Problema del Agente Viajero (TSP)</i>	24
2.4.2. <i>El Problema de los m Agentes Viajeros (m-TSP)</i>	28
2.4.3. <i>El Problema con Capacidades (CVRP)</i>	30
2.4.4. <i>El Problema con Distancia Restringida (DVRP)</i>	32
2.5. MÉTODOS DE SOLUCIÓN AL PROBLEMA DEL RUTEO DE VEHÍCULOS.....	34
2.5.1. <i>Heurísticos aplicados al CVRP</i>	34
2.5.2. <i>Metaheurísticas</i>	38
CAPÍTULO III. ESTUDIO COMPARATIVO.....	48
3.1. INSTANCIAS DEL CVRP	50
3.1.1. INSTANCIA AUGERAT 19k2	51
3.2.2. INSTANCIA FISHER 45-K4	53
3.2.3. INSTANCIA FISHER 72-K4	54
3.2. INSTANCIAS DEL DCVRP	56

3.2.1.	INSTANCIA D022-04G	57
3.2.2.	INSTANCIA D201-05G	58
3.3.	CONCLUSIONES DEL ESTUDIO COMPARATIVO.	60
CAPÍTULO IV. DESCRIPCIÓN Y ANÁLISIS DEL SISTEMA ACTUAL.....		62
4.1.	MAPEO DE CLIENTES.....	65
4.2.	DEFINICIÓN DE LA LÍNEA BASE.....	69
CAPITULO V. PROPUESTA DE RUTEO.		77
CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.		83
5.1.	CONCLUSIONES.	83
5.2.	RECOMENDACIONES.	84
BIBLIOGRAFÍA		86

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1. SOLUCIÓN FORMADA POR LA CREACIÓN DE DOS SUB-TOURS..	27
FIGURA 2. ESTRUCTURA DE UN ALGORITMO GENÉTICO SIMPLE..	41
FIGURA 3. EJEMPLO DE ITERACIÓN A TRAVÉS DE UN ALGORITMO GENÉTICO SIMPLE..	43
FIGURA 4. REPRESENTACIÓN DE CROMOSÓMICA DEL TSP POR PERMUTACIONES (PATH REPRESENTATION) .	45
FIGURA 5. EJEMPLO DEL TWO PART CHROMOSOME TECHNIQUE REPRESENTACIÓN PARA UN PROBLEMA DE LOS M AGENTES VIAJEROS CON 15 CUIDADES Y 4 VENDEDORES (SALESMAN)..	46
FIGURA 6. SISTEMA GENERAL DE DISTRIBUCIÓN DE PERIÓDICO ..	63
FIGURA 7. MODELO DE DISTRIBUCIÓN DE PERIÓDICO “LA PRENSA – A.P” ..	64
FIGURA 8. MAPEO DE GENERAL DE AGENCIAS PUESTOS FIJOS Y CENTRO DE DISTRIBUCIÓN DIARIO “LA PRENSA” .	66
FIGURA 9. RUTA 1006 ACTUAL DE AGENCIAS PUESTOS FIJOS Y CENTRO DE DISTRIBUCIÓN DIARIO “LA PRENSA” ..	66
FIGURA 10. RUTA 1007 ACTUAL DE AGENCIAS PUESTOS FIJOS Y CENTRO DE DISTRIBUCIÓN DIARIO “LA PRENSA”	67
FIGURA 11. RUTA 1008 ACTUAL DE AGENCIAS PUESTOS FIJOS Y CENTRO DE DISTRIBUCIÓN DIARIO “LA PRENSA” ..	67
FIGURA 12. RUTA 1009 ACTUAL DE AGENCIAS PUESTOS FIJOS Y CENTRO DE DISTRIBUCIÓN DIARIO “LA PRENSA” .	68
FIGURA 13. EJEMPLO DEL CÁLCULO DE DISTANCIA ENTRE DOS PUNTOS, DIARIO “LA PRENSA” (1) Y UNA AGENCIA PUESTO (152) USANDO “DISTANCIA ORTODRÓMICA” ..	72
FIGURA 14. RUTA 1006 ORDEN DE ENTREGA OBSERVADO SEGÚN EL FORMATO BITÁCORA.	73
FIGURA 15. RUTA 1007 ORDEN DE ENTREGA OBSERVADO SEGÚN EL FORMATO BITÁCORA.	73
FIGURA 16. RUTA 1008 ORDEN DE ENTREGA OBSERVADO SEGÚN EL FORMATO BITÁCORA.	74
FIGURA 17. RUTA 1009 ORDEN DE ENTREGA OBSERVADO SEGÚN EL FORMATO BITÁCORA.	74
FIGURA 18. IMPLEMENTACIÓN DE LA ADAPTACIÓN DE LA HEURÍSTICA DE LOCALIZACIÓN “MODELO A” .	79
FIGURA 19. DISEÑO Y ORDEN DE ENTREGA PROPUESTO DIARIO “LA PRENSA” .	82

LISTA DE TABLAS

TABLA 1. FACTORIALES DE LOS 20 PRIMEROS NÚMEROS EQUIVALENTE AL NÚMERO DE SOLUCIONES.	17
TABLA 2. TIPOS DE PROBLEMAS SEGÚN SU COMPLEJIDAD.	19
TABLA 3. INSTANCIAS SELECCIONADAS PARA CVRP.	51
TABLA 4. RESULTADOS DE LA INSTANCIA AUGERAT 19K2.	52
TABLA 5. RESULTADOS DE LA REPRESENTACIÓN GENÉTICA AUGERAT 19K2.	52
TABLA 6. RESULTADOS DE LA INSTANCIA FISHER 45 -K4.	53
TABLA 7. RESULTADOS DE LA REPRESENTACIÓN GENÉTICA FISHER 45 -K4.	54
TABLA 8. RESULTADOS DE LA INSTANCIA FISHER 72 -K4.	55
TABLA 9. RESULTADOS DE LA REPRESENTACIÓN GENÉTICA FISHER 72 -K4.	56
TABLA 10. INSTANCIAS SELECCIONADAS PARA DCVRP.	56
TABLA 11. RESULTADOS DE LA INSTANCIA D022-04G.	57
TABLA 12. RESULTADOS DE LA REPRESENTACIÓN GENÉTICA D022-04G.	58
TABLA 13. RESULTADOS DE LA INSTANCIA D201-05.	59
TABLA 14. RESULTADOS DE LA REPRESENTACIÓN GENÉTICA D201-05.	59
TABLA 15. AGENCIAS PUESTOS FIJOS ASIGNADOS POR RUTA.	68
TABLA 16. KILOMETRAJE REAL VS KILOMETRAJE DISTANCIA ORTODRÓMICA (DO).	75
TABLA 17. RESULTADOS DE LA APLICACIÓN DEL MODELO A.	79
TABLA 18. NÚMERO DE CLIENTES ASIGNADOS POR RUTA PROPUESTO.	80
TABLA 19. RESULTADOS EN KM DE LA APLICACIÓN DE TSP POR FORMULACIÓN ENTERA PARA CADA RUTA FORMADA POR CADA MODELO.	81
TABLA 20. RESULTADOS EN KM DE LA APLICACIÓN DE TSP POR REPRESENTACIÓN GENÉTICA, PARA CADA RUTA FORMADA POR CADA MODELO.	81

LISTA DE ANEXOS

ANEXO A1: IMPLEMENTACIÓN DEL CVRP TAMAÑO ESCALA EN MICROSOFT EXCEL “MÉTODO EXACTO”.

ANEXO A2: IMPLEMENTACIÓN DEL CVRP TAMAÑO ESCALA EN MICROSOFT EXCEL “REPRESENTACIÓN GENÉTICA”.

ANEXO A3: IMPLEMENTACIÓN DE LA HEURÍSTICA GAP TAMAÑO ESCALA EN MICROSOFT EXCEL.

ANEXO A4: IMPLEMENTACIÓN DE LA HEURÍSTICA DE LOCALIZACIÓN TAMAÑO ESCALA EN MICROSOFT EXCEL.

ANEXO A5: IMPLEMENTACIÓN DE TSP CON RESTRICCIONES DE TUCKER TAMAÑO ESCALA EN MICROSOFT EXCEL.

ANEXO A6: IMPLEMENTACIÓN DE TSP CON REPRESENTACIÓN GENÉTICA TAMAÑO ESCALA EN MICROSOFT EXCEL.

ANEXO A7: DETALLES DE LOS PARÁMETROS DEL “MODELO A” “LA PRENSA”.

ANEXO A8: DETALLES PARCIALES DE REPORTES GENERADOS POR GPS.

ANEXO A9: BITÁCORA DE ENTREGA.

ANEXO A10: LOS VEHÍCULOS.

ANEXO A11: LISTA DE ARCHIVOS ANEXOS DISCO.

CAPÍTULO I. GENERALIDADES

Introducción

Entre las funciones sustantivas más importante de una organización está la distribución. Hoy en día no basta con tener un buen producto sino que es necesario poner a disposición de los clientes estos productos en el sitio y momento preciso, garantizando que el costo asociado al cumplimiento de esta meta sea lo más bajo posible. Factores como el constante aumento del combustible, los nuevos niveles de exigencia entre las relaciones cliente-proveedor, la dificultad de fijar programas de transporte eficientes en cuanto a quién, cómo y cuánto transportar, y la disponibilidad de alternativas para la operación de flotas (propia o subcontratada) han supuesto que la gestión de la logística sea un aspecto crítico en una organización.

En Nicaragua son muchas las organizaciones se enfrentan a la tarea diaria de enviar sus productos a sus distribuidores o consumidores finales. Una de ellas es EL Diario “LA PRENSA”, empresa dedicada a la publicación de prensa escrita y objeto de estudio en esta investigación.

El sistema de distribución del Diario “LA PRENSA” es catalogado como un problema de distribución de periódico NDP por sus siglas en inglés (Newspaper Distribution Problem). El cual se puede definir como el transporte de periódicos del centro de impresión a los centros de distribución con vehículos bajo ciertas restricciones especiales, el objetivo es reducir al mínimo la distancia, tiempo recorrido por los vehículos y/o el número de vehículos. De manera general el NDP cae dentro de la categoría de problemas de ruteo de vehículos VRP por sus siglas en inglés (Vehicle Route Problem).

El problema de distribución de periódico es un ejemplo clásico de distribución de un producto perecedero. La vida de un periódico es de aproximadamente 24 horas a lo máximo, el periódico que no se vende o que no llega al lector en este

periodo es ocupado como papel de reciclaje. Un sistema de distribución eficaz es uno de los factores más críticos en las empresas dedicadas a la producción prensa escrita, el periódico debe ser entregado a las agencias distribuidoras y suscriptores lo más temprano posible, retrasos en la entrega genera pérdidas, sin embargo debido a que el periódico debe ser impreso lo más tarde posible, a fin de contener la información más actualizada de noticias, no hay mucho margen de tiempo disponible para la entrega.

Imprimir el periódico lo más tarde posible así como la entrega a tiempo son dos objetivos primordiales de las empresas dedicadas a producción de prensa escrita como es el caso del Diario “LA PRENSA”. Factores como el tipo de producto (prensa escrita de circulación nacional diaria y matutina), flota subcontratada y una participación considerable de los costos de distribución sobre los costos totales; hacen que las operaciones logísticas sean una parte crítica dentro de esta organización. Por lo que todas aquellas acciones que contribuyan a la mejora de dicha función, bien sea en términos de nivel de servicio, mejora de la calidad o reducción de costes son altamente justificadas.

La presente investigación muestra un análisis realizado al diseño de rutas de distribución de periódico a agencias puesto fijos del diario “LA PRENSA”. Partiendo del enfoque conceptual de modelar el sistema de distribución como uno de los problemas de ruteo de vehículos, el cual es un problema central de logística que consiste en determinar un conjunto de rutas a un mínimo costo. Se investiga posibles alternativas de solución, desde un enfoque clásico como la programación entera mixta, hasta métodos de solución modernos como los algoritmos genéticos, todo ello utilizando herramientas comunes y prácticas como lo son las hojas de cálculo.

Antecedentes

Antecedentes del Problema.

El diario “LA PRENSA” según su organigrama se encuentra dividida en cinco gerencias. La gerencia de circulación se encuentra a cargo del departamento de logística, este se encarga de las siguientes actividades:

- Planificación y diseño de las rutas de entrega de periódico.
- Control de costos de Transporte.
- Administración de quejas.
- Empaque, despacho y distribución del periódico en vehículos.

En la actualidad el departamento de logística se divide en tres sub-departamentos: empaque, atención al cliente y distribución. Este último es llevado por el operador logístico que con supervisión del jefe de logística se encarga de diseñar, monitorear y asignar combustibles a cada una de las rutas, las cuales están divididas en: rutas de agencias y rutas de agencias puestos fijos. Los vehículos utilizados para cada una de estas rutas son subcontratados.

En lo que respecta a las llamadas rutas de agencias, Mangua está dividida en cinco rutas de este tipo, con un mínimo de diecisiete clientes hasta un máximo de veinticinco por ruta. Estos clientes demandan más de treinta ejemplares por edición ya sea del diario “La Prensa” o del diario “Hoy”. Además manejan inventario de productos optativos como colecciones de libros, carritos, calendarios, entre otros. La mayoría de estas agencias poseen grupos de voceadores que tiene que vender el periódico en las calles de Managua a partir las 6:00 am. Los vehículos que abastecen a estas agencias salen en promedio a partir de las 1:30 am de la empresa, visitan a cada una de las agencias dos veces, la primera para dejar la orden y la segunda para recoger tanto el dinero como el producto que no se vendió el día anterior.

Por otro lado las agencias puestos fijos, agencias de análisis en esta investigación, son clientes que demandan menor número de ediciones por día,

esto hace que el envío, apertura o cierre de una agencia puesto fijo varíe diariamente, es decir hoy día se puede enviar periódico a 260 agencias puestos fijos y al siguiente día a 258 debido a la falta de venta de periódico o pago del mismo. Otra característica es que no venden productos optativos, aunque a la fecha existe un plan a desarrollar para que algunos de estas agencias puedan desarrollar este canal. Managua está dividida y un total de cuatro rutas de agencias puestos fijos, las cuales tienen un promedio de 65 clientes¹ por ruta. Los vehículos que abastecen a estas rutas no son los mismos que abastecen a las agencias en la ciudad de Managua, y éstos en general salen de la empresa a partir de las 2:15 am.

Esta subdivisión de rutas es relativamente nueva, ya que en el pasado sólo existía una categoría de rutas, y forma parte de una serie de mejoras en la que se incluye la instalación de sistemas GPS a cada uno vehículo para tener mejor control del gasto de combustible. Estas alternativas tuvieron un impacto significativo dentro de la organización según se el jefe de logística de “LA PRENSA”.

Uno de los desafíos que toda empresa se enfrenta no siendo el diario “LA PRENSA” la excepción, es el problema del diseño de rutas de distribución de sus productos. En el diario “LA PRENSA” el operador logístico es el encargado de diseñar las rutas de distribución de entrega de periódico y hasta la fecha se basa en su criterio para decidir qué clientes (agencias puestos fijos) asignar a cada ruta, en otras palabras no se basa en ningún criterio científico que soporte la decisión tomada. En términos prácticos la aplicación de este método intuitivo es válido y aceptable, pero surge la siguiente pregunta: ¿es posible realizar un diseño de rutas de distribución de periódico que mejore ya sea en términos de costos, nivel de servicio u algún otro criterio al actual?

Lo anterior planteado es precisamente el foco de esta tesis, pues la determinación de las rutas de distribución de agencias puestos fijos del diario “LA

¹ Promedio observado durante el periodo de análisis Agosto 2012.

PRENSA" es meramente subjetiva, así como el orden de entrega a cada una de las agencias, ya que queda al criterio de los conductores.

Antecedentes Técnicos.

El Problema de Ruteo de Vehículos (VRP) es el nombre genérico dado a una gran familia de problemas referentes a la distribución de mercadería o personal, búsqueda de información o prestación de servicios a un conjunto de clientes mediante una flota de vehículos.

Los vehículos realizan sus movimientos a través de una red de rutas partiendo de puntos fijos, llamados depósitos. Cada tramo de esta red, tiene asociado un costo o tiempo de viaje que puede depender de muchos factores, como por ejemplo: del tipo de vehículo o del periodo durante el cual el tramo es recorrido.

Ejemplos de estos problemas son la recolección y distribución de correspondencia, repartición de periódico, el recorrido de un médico que atiende a enfermos a domicilio, recorrido del personal de un call center, entrega de pedidos de comida, etc. El ejemplo más famoso de esta gran familia de problemas es el bien conocido Problema del Agente Viajero TSP por sus siglas en inglés (Traveling Salesman Problem), en este caso se dispone de un vehículo que debe visitar a un conjunto de clientes, pasando por cada uno de ellos una sola vez y retornar a la ciudad de origen. El objetivo es minimizar la distancia total recorrida por el vehículo.

Los avances acerca de este tipo de problema se atribuyen a George Dantzig, Ray Fulkerson, y Selmer Johnson² quienes publicaron una descripción de un método para resolver el TSP, el cual se ilustró con 49 ciudades, un tamaño impresionante en ese momento, punto de partida para que el mismo Dantzig³

² Ver. Dantzig, G., Fulkerson, D., Johnson, S.: Solution of a large scale traveling salesman problem. Operations Research 2 (1954) 393–410

³ Ver. Dantzig, G. y J. Ramser, The truck dispatching problem. Management Science, 1959. 6: p. 80- 91.

aplicara un planteamiento similar en la gestión de distribución de combustible. Posteriormente Clarke y Wright⁴, desarrollaron el primer algoritmo heurístico efectivo para su resolución: el algoritmo de ahorros.

Las principales características de estos problemas están dadas por las restricciones de operación o reglas de factibilidad que deben cumplir las rutas de los vehículos, como por ejemplo la capacidad del vehículo o la relación de precedencia entre las visitas a los clientes. Otra particularidad en la que pueden diferir los miembros de esta familia de problemas es el objetivo que debe ser optimizado. Algunas de las características más usuales que han surgido a lo largo de la historia del estudio de estos problemas son:

- *Cantidad y capacidad de vehículos disponibles.* La flota de vehículos puede ser homogénea (vehículos de igual capacidad) o heterogénea.
- *Cantidad de depósitos:* La empresa de distribución puede tener varios puntos de abastecimiento. Cada uno de ellos puede tener un posible subconjunto de clientes a abastecer.
- *Cada cliente tiene asociada una demanda, o cantidad de mercancía que debe de recibir.* Puede además existir la restricción que dicha demanda deba ser satisfecha por un único vehículo o que exista la posibilidad que más de un vehículo visite a todos los clientes.
- *Punto de partida o finalización de las rutas.* En general los vehículos tiene que retornar al depósito de donde salieron. En alguna de las aplicaciones esta exigencia no existe. Por ejemplo si el conductor de una ruta regresa a su casa después de haber finalizado la entrega de productos sin necesidad de pasar por el punto del cual partió.

⁴ Ver. Clarke, G. y W. Wright, Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. Operations Research, 1964. 12: p. 568-581.

- *Red de comunicación entre los clientes.* En algunas de las instancias existe vía de comunicación entre cada par de clientes, mientras que en otras la red vial no es completa.
- *Costo de traslado.* Entre cada par de clientes, el costo de traslado puede ser fijo, depender de la distancia, del tamaño del camión o rendimiento del mismo etc.

Los objetivos típicos que pueden ser considerados en los problemas de ruteo de vehículos son:

- *Minimizar el tiempo o distancia total de transporte.*
- *Minimizar el número de vehículos utilizados.*
- *Minimizar la suma de los tiempos de espera de los clientes.*

Cada combinación de factores da como resultado un problema de ruteo de vehículos en particular. Otra característica importantísima que presentan estos problemas es que por su naturaleza se encuentran en la categoría de problemas de optimización combinatoria. En términos generales estos problemas son muy difíciles de resolver en la práctica, básicamente por la cantidad de tiempo que es necesario invertir en la resolución de los mismos, incluso con computadoras súper avanzadas. La mayoría de estos problemas son clasificados *NPHard*⁵, lo que significa que no existe un algoritmo conocido que los resuelva en un tiempo polinomial⁶. Más adelante en el marco teórico se abordará de manera más clara el porqué de la complejidad de estos problemas.

⁵ NP-Hard: algoritmos que incluyen los NP-completos, que no pueden resolverse en tiempo polinomial.

⁶ Polinomial: Resuelve en un tiempo máximo expresable como un polinomio en función del tamaño del ejemplar.

Investigaciones previas en esta área indican que El Problema de Ruteo de Vehículos (VRP) sigue siendo una gran herramienta para minimizar costos en la industria de prensa escrita. Ergün Eraslan y Tusan Deryaa [1] optimizaron la entrega de periódico para una gran firma en Turquía tomando en consideración factores como múltiples plantas de producción, un gran número de vehículos, distancia recorrida y tiempo máximo de entrega utilizando un modelo de programación entera mixta modelado en CPLEX, la propuesta demostró una reducción de hasta un 21% de los costos. Robert Russell, Wen-Chyuan Chiang [2], plantearon un problema de ruteo de vehículos abierto con ventanas de tiempo y restricciones de zona (con siglas en inglés OVRPTWZC), la solución mostró una mejora significativa tanto en el número de vehículos como en la distancia recorrida en comparación con las operaciones iniciales de una industria de periódico en EE.UU.

Arunya Boonkleaw [3], propuso e implementó una adaptación a la heurística de barrido del Problema de Ruteo de Vehículos en una industria de prensa escrita en la India, la propuesta permanece sin resolver ya su implementación aumento un 41% el tiempo de entrega resultando no factible.

Arthur E. Carter y Cliff T. Ragsdale [4] diseñaron e implementaron un algoritmo genético para el problema de los m agentes viajeros para optimizar el tiempo de programar la impresión de diferentes tipos de periódicos en diferentes máquinas, la propuesta planteada redujo aproximadamente 25% del tiempo llevado a cabo inicialmente para realizar la operación. Otros trabajos destacables se pueden encontrar en las referencias: [5] [6] [7].

Justificación

Actualmente las empresas enfrentan grandes retos por subsistir dentro de un mercado competido, en el cual el objetivo primordial de minimizar costos se ha convertido en una constante sin que esto perjudique la calidad que el consumidor demanda del producto o servicio. Los sistemas de distribución no son la excepción puesto a que en su mayoría los costos de reparto son elevados.

Una empresa como el diario “LA PRENSA” donde la actividad logística es una parte crítica debido a factores como: tipo de producto, un gran número de clientes a satisfacer, y restricciones de entrega a tiempo, necesita técnicas de ingeniería que asistan a la toma de decisiones. El diseño de las rutas de distribución de entrega de periódico a agencias puestos fijos del diario “LA PRENSA” sigue un procedimiento meramente subjetivo, basado en la experiencia del operador logístico y en el criterio de los conductores. Por lo que es posible que se esté incurriendo en costos innecesarios por la falta de aplicación de técnicas de ingeniería para la toma de decisiones.

Por lo anterior es necesario llevar a cabo un estudio que permita entender como primer aspecto cómo funciona el sistema de distribución de entrega de periódico del diario “LA PRENSA” para posteriormente buscar soluciones basadas en criterios objetivos que permitan mejoras al diseño de rutas de distribución reflejadas en términos de reducción de costos de transporte o aumento del nivel de servicio.

Otro aspecto que justifica desde el punto de vista académico la realización de este proyecto, es el estudio de los problemas de ruteo de vehículos: ¿Qué son?, sus características, complejidad y aplicación a sistemas logísticos y la utilización de herramientas comunes pero muy útiles para su solución, como lo son las hojas de cálculo.

Objetivos

Objetivo general

- Analizar el sistema actual de ruteo y proponer mejoras al diseño de rutas de distribución de periódico para agencias puestos fijos del diario “LA PRENSA”.

Objetivos específicos.

- Describir el sistema de distribución de entrega de periódico para agencias puestos fijos del Diario “LA PRENSA”.
- Estudiar los principales planteamientos y métodos de solución del problema de ruteo de vehículos, determinando los modelos más ajustables a la situación de “LA PRENSA”.
- Implementar los modelos más ajustables a la situación de “LA PRENSA” utilizando una plataforma amigable como lo es Microsoft Excel.
- Comparar los resultados obtenidos mediante los modelos implementados con el método de ruteo llevado a cabo actualmente por la “LA PRENSA”.

Diseño de la Investigación

Metodología a utilizar

La base primordial de cualquier proyecto estriba en diseñar una estrategia eficaz que permita alcanzar los objetivos generales y particulares. Como primer aspecto, y pilar fundamental de esta tesis, se define el problema que se está enfrentando y que se desea resolver. El cual está principalmente definido por la ausencia de aplicación de técnicas para la toma de decisiones que permitan asistir al diseño de rutas del centro de distribución Diario “La Prensa” a los puntos de venta “Agencias Puestos Fijos”.

En segundo lugar se procede a un estudio de trabajos, libros y artículos científicos relacionados con el tema del problema de ruteo de vehículos, así como su aplicación a la industria de la prensa escrita, con la finalidad de revisar qué es lo que se ha hecho con respecto al tema y analizar cómo es posible utilizar los desarrollos realizados en forma previa para potenciar este estudio. Para la realización de esta actividad se procede de la siguiente manera:

- Búsqueda exhaustiva de información relacionada con el problema de ruteo de vehículos en la internet.
- Análisis y discusión de la información y su posible aplicación.

En tercer lugar se realiza un estudio comparativo de las formulaciones y métodos de solución del problema de ruteo de vehículos descritos en el marco teórico. Parte del enfoque conceptual de esta investigación es modelar el sistema de distribución del diario “La PRENSA” como uno de los problemas de ruteo de vehículos, por lo que surge la necesidad de realizar esta etapa, la cual tiene como objetivo validar las formulaciones utilizando Microsoft Excel, así mismo dar una mejor perspectiva del uso de métodos exactos, heurísticas y metaheurísticas para las diferentes formulaciones del problema de ruteo de vehículos y su posible aplicación a un sistema real de distribución como el caso del diario “LA PRENSA”. Los datos utilizados para llevar a cabo el estudio comparativo serán instancias

académicas del problema de ruteo de vehículos propuestas por diferentes investigadores a lo largo de la historia, las cuales se discutirán en el capítulo IV “Estudio Comparativo”. Para la realización de este estudio se utilizó una computadora del tipo desktop con especificaciones: procesador Intel Celeron (R) de 3.06 GHz y 480 MB de RAM, sistema operativo Windows XP para 32 bits.

En cuarto lugar se definen los supuestos y limitaciones que se tomarán en cuenta para la validación de las propuestas, posteriormente se recopilan los datos necesarios que se utilizarán como datos de entrada a la hora de aplicar los modelos. Estos así mismo servirán para determinar la línea base y por medio de la comparación con los resultados de la aplicación de los modelos, se puede determinar si efectivamente hay mejoras o no. También se pretende identificar la cadena de distribución y sus actores. La metodología a seguir consistirá de las siguientes actividades:

- Entrevista con el jefe de logística, operador logístico, responsables de rutas, entre otros.
- Determinación de los supuestos y limitaciones.
- Recopilación de la “latitud y longitud” de cada cliente suministrada por la empresa para su digitación dentro de la plataforma Google Earth y Google Maps.
- Generación de una matriz de distancias de tamaño N .
- Determinación del número de rutas actuales, cantidad de clientes (agencias puestos fijos) asignados por rutas, diseño y ejecución de una bitácora que permita identificar cómo se entrega el periódico, esto servirá para establecer la línea base del estudio.

En quinto lugar se modela el problema de distribución que enfrenta la empresa, por medio de la construcción de un modelo matemático basado en lo estudiado en el marco teórico y los resultados arrojados por el estudio comparativo. La metodología a seguir consistirá de las siguientes actividades:

- Modelación y resolución del modelo matemático escogido en Microsoft Excel 2010.
- Análisis de los resultados de la resolución de los modelos.

Finalmente se presentan los resultados más relevantes con las conclusiones y recomendaciones.

Software

Además de Microsoft Excel otros programas son necesarios para la implementación de los modelos.

Frontline Systems Evolutionary Engine

Microsoft Excel contiene una herramienta de optimización integrada conocida como “Solver”. Solver es desarrollado por Frontline Systems que proporciona el software para Microsoft, sin embargo el Solver de Excel está limitado tanto en su alcance de número de variables y restricciones⁷ como en su capacidad para encontrar soluciones óptimas para problemas de mayor dificultad. Frontline Systems ofrece una plataforma llamada “Premiun Solver Platform” y una serie de motores “Engines” para ampliar la capacidad de Solver Excel.

“The Evolutionary Engine” incluido en “Premiun Solver Platform” es un optimizador híbrido de algoritmos genéticos, evolutivos y métodos de optimización clásica. Es capaz de manejar problemas “nonsmooth⁸” (NSP) de hasta 1,000 variables de decisión y 500 restricciones [8] y es compatible con variables tipo entero. Si bien no garantiza una solución óptima, “The Evolutionary Engine” por lo general encuentra buenas soluciones en un tiempo considerable. Más información acerca de los productos de “Frontline Systems” junto con una versión trial del programa se puede obtener en: <http://www.solver.com/>.

⁷ No más de 200 variables y restricciones.

⁸ Este tipo de problemas considerados los más difíciles de resolver por lo general es o se debe asumir que son no convexos teniendo múltiples regiones viables y muchos puntos locales óptimos dentro de cada región.

Open Solver

Open Solver es un complemento VBA por sus siglas en inglés (Visual Basic Application) de Excel que extiende la capacidad del Solver clásico de Microsoft Excel para resolver problemas de programación lineal/ entera. Es desarrollado y mantenido por Andrew Mason y por estudiantes del departamento de Ciencias de la Ingeniería de la Universidad de Auckland, Nueva Zelanda. Open Solver posee las siguientes características [9]:

- Open Solver utiliza el optimizador Cbc (Coin-or branch and cut) el cual es un código abierto para resolver problemas lineales/enteros escrito en C++, desarrollado por miembros de COIN-OR (infraestructura computacional para la investigación de operaciones).
- Compatibles con modelos de optimización creados con Solver de Microsoft Excel. Por lo que no hay necesidad de realizar cambios.
- No existe límites de variables ni restricciones.
- Open Solver es un software gratuito al igual que el optimizador CBC.
- Open Solver no resuelve problemas de programación no lineal.

Más información acerca de Open Solver así como de COIN-OR se puede encontrar en: <http://opensolver.org/> ; <http://www.coin-or.org/>

Google Earth

Google Earth es un programa informático similar a un Sistema de Información Geográfica (SIG), creado por la empresa Keyhole Inc., que permite visualizar imágenes en 3D del planeta, combinando imágenes de satélite, mapas y el motor de búsqueda de Google que permite ver imágenes a escala de un lugar específico del planeta [10]. Google también ha desarrollado una plataforma muy similar a Google Earth, los famosos Google Maps, que no es más que un servidor de aplicaciones de mapas en la web. Más información acerca de Google Earth se puede consultar: <http://www.google.com/intl/es/earth/index.html>

CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

En este capítulo se estudia la base teórica que fundamenta esta investigación, como punto de partida se define el marco de referencia a la cual pertenecen los problemas de ruteo de vehículos "*Problemas de Optimización Combinatoria*" y por qué son tan difíciles de resolver, adicionalmente se estudia conceptos de vital importancia como: "*Programación Entera Mixta*", la cual es una herramienta tradicional para formular y resolver algunos de los problemas de optimización combinatoria al igual que la "*Programación con Restricciones*".

En segunda instancia se estudia el núcleo que fundamenta la investigación "*Los Problemas de Ruteo de Vehículos*", se inicia con el estudio del primer problema de ruteo planteado, el tradicional "*Problema del Agente Viajero*" hasta un caso particular como lo es "*El Problema de Ruteo de Vehículos con Restricciones de Capacidad y Distancia*". Finalmente se dan a conocer algunos de los muchos métodos de solución de los problemas de ruteo de vehículos como: heurísticas y metaheurísticas, de esta última se estudia métodos evolutivos como "*Algoritmos genéticos*" los cuales son procedimientos de búsqueda basados en los mecanismos de selección natural, variación genética natural y son el trasfondo teórico de uno de los optimizadores a utilizar "*Evolutionary Engine*".

2.1. Problemas de Optimización Combinatoria

Los problemas combinatorios tienen como característica fundamental que el conjunto de soluciones posibles, para un caso particular del problema es finito. Asimismo un problema combinatorio es un problema de optimización que incluye los siguientes elementos [15].

- Un conjunto C_p de ejemplares del problema.
- Un conjunto finito $S_p(E)$ de soluciones posibles de un ejemplar $E \in C_p$.
- Una función Objetivo f_p que le asigna a cada posible solución $x \in S_p(E)$ de un ejemplar $E \in C_p$ un valor $f_p(E, x)$.

Si el problema P es de minimización, la tarea sería encontrar un procedimiento que para cada ejemplar E permita encontrar su solución óptima $x \in S_p(E)$ tal que:

$$f_p(E, x) \leq f_p(E, x), \text{ para todas las soluciones } x \text{ del ejemplar.}$$

Si el problema es de maximización la solución óptima debe cumplir:

$$f_p(E, x) \geq f_p(E, x),$$

Tal como se han definido los problemas combinatorios, su solución parece trivial. Basta con evaluar la función objetivo para todos los elementos de $S_p(E)$, y retener el elemento con menor o mayor de la función objetivo, sin embargo realizar esto para problemas combinatorios reales tomaría mucho tiempo en términos de memoria.

Uno de los problemas de optimización combinatoria más conocido es el problema del agente viajero TSP por sus siglas en inglés (Traveling Salesman Problem). El problema se puede explicar de manera muy sencilla: consiste en que un vendedor tiene que visitar a todos sus clientes ubicados en diferentes ciudades de la región, ¿cuál es la ruta que genera el menor costo de manera que todas las ciudades han sido visitadas sólo una vez? Una solución a este problema es un ciclo de n valores diferentes (sólo se debe visitar cada ciudad una sola vez). Bajo el supuesto de que el costo de viajar de la ciudad i a la ciudad j es diferente (Asimétrico) el número de posibles soluciones estaría dado por la siguiente expresión $(n - 1)!$. Es fácil notar en la expresión anterior que el número de soluciones para este problema crece exponencialmente a medida que n aumenta, como se aprecia en la tabla 1 en la que aparecen los valores de $(n - 1)!$ para diferentes valores de n .

Tabla 1. Factoriales de los 20 primeros números equivalente al número de soluciones.

n	(n-1)!
3	2
5	24
9	40,320
13	479,001,600
17	20,922,789,888,000
20	121,645,100,408,832,000

Fuente: [17].

En la tabla 1 se puede observar que el número de soluciones posibles para el problema del agente viajero aun siendo finito, es demasiado grande. Basta sólo pensar que si se utilizara un segundo para evaluar cada una de las soluciones posibles para un TSP de $n = 15$ se tardaría aproximadamente 414 siglos y medio en terminar la enumeración.

A continuación se definen los elementos de un problema de optimización combinatoria. La forma estándar sería la siguiente.

$$(P): \text{Minimizar } c(x) \text{ tal que } x \in S \text{ en } R^n.$$

La función objetivo $c(x)$ puede ser lineal o no lineal, y la condición $x \in S$ es una restricción que especifica que " x " toma valores discretos. S es el espacio de soluciones posibles que satisfacen ciertas restricciones.

(P) puede representar una modificación de un problema original.

Muchas técnicas de optimización, ya sean exactas o heurísticas para resolver el problema P , son iterativas: comienzan con una solución inicial (factible o no factible) y construyen una nueva solución, el proceso continúa hasta encontrar la solución óptima o hasta que se satisfaga algún criterio de parada.

2.1.1. Complejidad de un Algoritmo y de un Problema combinatorio

Supóngase que se quiere resolver un problema de optimización " P ", como por ejemplo: el problema del agente viajero TSP, adicionalmente se tiene un algoritmo " A " que lo resuelve ya sea de forma exacta o heurística. Supóngase también que la comprensión intuitiva de la noción de un algoritmo, es la secuencia de cálculos que tienen que seguirse para encontrar la solución a un problema matemático. La pregunta básica que surge del problema de optimización y del algoritmo es la siguiente:

¿Es el algoritmo " A " rápido y bueno para resolver el problema de optimización " P "?

Los dos criterios naturales o medidas de desempeño necesarios para comparar para el comportamiento de los algoritmos son: la calidad de las soluciones obtenidas "buen algoritmo" y el tiempo requerido para obtener estas soluciones "algoritmo rápido"⁹. Según la teoría de la complejidad computacional¹⁰, el tiempo requerido por un algoritmo en un determinado problema se define como el número de operaciones elementales realizadas. Se entiende por operaciones, operaciones aritméticas como: suma, resta, multiplicación, división y la comparación de dos números [33].

El supuesto detrás de esta definición es que el tiempo de ejecución necesario para realizar cualquier operación elemental es constante. Por ejemplo sumar n números reales o encontrar el mínimo de n números reales, requiere n operaciones elementales. Por supuesto que estas operaciones dependerán de las herramientas informáticas utilizadas pero no del algoritmo por sí mismo [33]. Por

⁹ En la actualidad se consideran otros criterios como: tiempo en paralelo y hardware.

¹⁰ Teoría de la complejidad computacional: es la rama de la teoría de la computación que estudia, de manera teórica, la complejidad inherente a la resolución de un problema computable. Los recursos comúnmente estudiados son el tiempo (mediante una aproximación al número y tipo de pasos de ejecución de un algoritmo para resolver un problema) y el espacio (mediante una aproximación a la cantidad de memoria utilizada para resolver un problema).

ejemplo el algoritmo de enumeración de las soluciones del problema del agente viajero es de orden factorial $O(n!)$.

El objetivo fundamental de teoría de la complejidad computacional, es clasificar los problemas de acuerdo a su tratabilidad, es decir definir qué problemas son tratables y cuáles no. Por ejemplo, se puede afirmar que los problemas de programación lineal son tratables, es decir tienen solución óptima aún para instancias grandes. En cambio hay problemas que no son tratables para instancias grandes como el problema del Agente Viajero TSP.

De manera general según la tratabilidad los problemas se pueden clasificar en: clase P, clase NP, clase NP completo y NP hard. Un problema se dice que es de clase P si puede ser resuelto en un tiempo polinómico, es decir existe un algoritmo determinista que lo resuelve en un tiempo máximo expresable como un polinomio en función del tamaño del ejemplar. Un modelo matemático es de clase NP si se conoce un algoritmo no determinista que lo resuelve exactamente en un tiempo expresable como un polinomio función del tamaño del ejemplar. Los problemas que no pueden ser resueltos en un tiempo polinomial son considerados difíciles y no existe un algoritmo polinomial para resolverlos, estos problemas son conocidos como NP completos y NP hard. Muchos de los problemas de optimización combinatoria como el problema de ruteo de vehículos son clasificados NP-hard.

Tabla 2. Tipos de problemas según su complejidad.

Tipo	Descripción
NP- completo – NP hard	No pueden ser resueltos por un algoritmo polinomial.
NP	Cuando algoritmos polinómicos son posibles.
P	Pueden ser resueltos en un tiempo polinómico.

Fuente: elaboración propia.

2.2. Programación Entera Mixta

En muchos de los problemas prácticos, algunas variables de decisión sólo tienen sentido real si su valor es entero, por ejemplo muchas veces es necesario asignar cantidades enteras de personas, máquinas o vehículos [11]. La programación entera es un término general para modelos de programación matemática que presentan condiciones de integridad, es decir condiciones que estipulan que algunas o todas las variables de decisión deben tener valores enteros. Si el hecho de exigir valores enteros es la única diferencia que tiene el problema con la formulación de programación lineal, entonces se trata de un problema de programación lineal entera. El modelo matemático para programación entera es sencillamente el modelo de programación lineal. Si sólo es necesario que algunas de las variables tengan valores enteros y si el supuesto de divisibilidad¹¹ se cumple para el resto, el modelo se conoce como: programación entera mixta.

Un caso especial importante es una variable de decisión x_1 , que es un entero con valores entre $0 \leq x_1 \leq 1$. Esto fuerza a x_1 ser 0 o 1 en la solución. Variables como x_1 llamadas 0-1 o también llamadas variables binarias de tipo entero, se puede utilizar para modelar decisiones sí o no, como por ejemplo la construcción de una planta, comprar la pieza de un determinado equipo o invertir en un proyecto. Sin embargo, el uso de variables enteras o binarias más variables reales, aumentan la complejidad de encontrar soluciones debido a factores como:

El uso de variables enteras crea un problema de optimización no convexo¹², en otras palabras la teoría de la convexidad y la programación lineal para determinar puntos extremos no se puede aplicar debido a que en términos generales los puntos extremos de la región factible no siempre serán enteros. Por

¹¹ En un modelo de programación lineal, las variables de decisión pueden tomar cualquier valor, incluso valores no enteros, que satisfagan las restricciones funcionales de no negatividad.

¹² Un problema de optimización no convexo es cualquier problema donde el objetivo o cualquiera de las restricciones son no convexos. Este tipo de problemas puede tener varias regiones factibles y múltiples óptimos locales dentro de cada región.

lo que la solución óptima se encontrará dentro de la solución factible en tal caso el método simplex no proporciona la solución del mismo [13]. Lo que hace al problema mucho más difícil de resolver.

Caso contrario con las variables reales, un problema de programación entera mixta, si tiene una región factible acotada, presentaría un número finito de soluciones. Por lo que una forma de resolverlos sería una exploración de todas las soluciones. Sin embargo esto sería un proceso realmente ineficiente, debido a que el espacio de exploración crece exponencialmente con el tamaño del problema.

Sin olvidar que el uso de memoria y tiempo de solución también crecen exponencialmente a medida que se añada más variables enteras. Incluso con algoritmos altamente sofisticados y supercomputadoras modernas, hay modelos de tan sólo unos pocos cientos de variables enteras que nunca han sido resueltos a la optimalidad [14].

Los primeros intentos para resolver un problema de programación entera surgieron de la metodología utilizada para resolver problemas de programación lineal, es así que la mayoría de los algoritmos exitosos de programación entera incorporan algoritmos de programación lineal como el método simplex lo más que puedan, y relacionan partes del problema de programación entera bajo consideración del problema correspondiente de programación lineal¹³ [11]. En cualquier problema dado de programación entera/mixta, el problema correspondiente de programación lineal se conoce como relajamiento de programación lineal y juega un papel importantísimo en la solución del problema.

Supongamos el siguiente problema:

$$\begin{aligned} \max \quad & 3x_1 + 2x_2 \\ \text{sa} \quad & x_1 + x_2 \leq 6 \\ & x_1, x_2 \geq 0 ; x_1, x_2 \text{ enteros} \end{aligned}$$

¹³ Es decir, el mismo problema con la restricción de entero eliminada.

Su relajación lineal sería:

$$\max 3x_1 + 2x_2$$

$$\text{sa } x_1 + x_2 \leq 5$$

$$x_1, x_2 \geq 0$$

Hoy en día gracias a los avances de hardware en las computadoras y, más aun, los avances en las técnicas de solución “algoritmos”, es posible resolver problemas con miles de variables enteras en computadores personales utilizando plataformas como hojas de cálculo y obtener soluciones muy factibles a menudo en cuestión de minutos. Entre los métodos de mayor éxito para resolver problemas, ya sea de Programación entera (IP) o programación entera mixta (MIP), son los de programación lineal (LP) como se mencionó anteriormente basado en algoritmos como el de ramificación y acotamiento, por su nombre en inglés (Branch-and-Bound algorithm).

Este método resuelve una secuencia ordenada de problemas de programación lineal, que se obtienen relajando las restricciones de integralidad y añadiendo restricciones adicionales. El número de restricciones adicionales crece a medida que el procedimiento de ramificación progresa. Estas restricciones permiten separar la región factible en subregiones complementarias. El procedimiento ramificación y acotamiento establece inicialmente cotas inferior y superior del valor óptimo de la función objetivo. El mecanismo de ramificación aumenta progresivamente el valor de la cota inferior y disminuye también progresivamente el valor de la cota superior. La diferencia entre estas cotas es una medida de la proximidad de la solución actual a la óptima, si ésta existe. Al minimizar, se obtiene una cota inferior de la solución óptima relajando las restricciones de integralidad del problema inicial y resolviendo el problema de programación lineal resultante. De manera análoga, el valor de la función objetivo para cualquier solución del problema de programación entera mixta original es una cota superior de la solución óptima [13].

Otra forma de tratar problemas de programación entera/ mixta de gran tamaño es usar uno de los algoritmos heurísticos o metaheurísticas disponibles. Estos algoritmos han demostrado ser eficientes para solucionar problemas grandes, pero no garantizan que se llegue a una solución óptima [11]. Dentro de los más famosos podríamos mencionar: búsqueda tabú, templado simulado y algoritmos genéticos. Este último se abordara más fondo adelante.

2.3. Programación con Restricciones

La programación por restricciones es un paradigma de la programación en informática, donde las relaciones entre las variables son expresadas en términos de restricciones (ecuaciones o inecuaciones) [12].

La programación con restricciones proviene de la combinación de ideas de inteligencia artificial con el desarrollo de lenguajes de programación de computadoras, donde hay muchos problemas que requieren la asignación de valores simbólicos a las variables (por ejemplo, las posiciones en un tablero de ajedrez) que satisfagan ciertas restricciones. Los valores simbólicos provienen de un conjunto finito de posibilidades, y estas posibilidades pueden contar con números enteros. En otras palabras cada variable tiene un dominio de valores posibles (por ejemplo: 2, 4, 6, 8,10) en lugar de estar limitadas a los tipos de restricciones matemáticas que se utilizan en programación matemática [11]. Existe una gran flexibilidad en la manera de establecer las restricciones. Podemos mencionar algunos tipos.

- Restricciones matemáticas: por ejemplo, $x + y < z$
- Restricciones disyuntivas; por ejemplo, los tiempos de ciertas tareas en el problema que se modela no se pueden sobreponer.
- Restricciones relacionales, por ejemplo, al menos tres tareas se deben asignar a cierta máquina.
- Restricciones explícitas; por ejemplo, aunque x y y tengan dominios $\{1, 2, 3, 4, 5\}$, (x, y) debe ser $(1, 1)$, $(2,3)$, o $(4, 5)$.

- Restricciones lógicas; por ejemplo, si x es 5, entonces y está entre 6 y 8.

La programación con restricciones es una herramienta muy poderosa para resolver problemas combinatorios. La más común y útil de estas restricciones es la limitación "todos diferentes", que se aplica a un conjunto de variables, por ejemplo x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 . Esta limitación supone que las variables pueden tener sólo un número finito de valores posibles (por ejemplo 1 a 5), y especifica que las variables deben ser "todos diferentes" en la solución óptima.

Valores como 1, 2, 3, 4, 5 o 5, 4, 3, 2, 1 para las variables satisfacen esta restricción, pero cualquier asignación del mismo valor a dos o más variables (por ejemplo, 1, 2, 3, 1, 4) infringiría la restricción "todos diferentes". Por lo tanto, la asignación debe ser una ordenación o permutación de los enteros del 1 al 5. Un ejemplo clásico de un problema de programación con restricciones es el problema del agente viajero.

2.4. Problemas de Ruteo de Vehículos (VRP)

2.4.1. El Problema del Agente Viajero (TSP)

El Problema del Agente Viajero TSP por sus siglas en inglés es un problema clásico de optimización combinatoria cuyo conjunto de soluciones posibles es finito pero demasiado numeroso para ser trabajado de forma directa [15]. Es quizás el problema de optimización combinatoria más estudiado a lo largo de la historia, dando lugar a multitud de variantes y extensiones con infinidad de aplicaciones prácticas en la vida real. La forma general del TSP parece haber sido estudiado por los matemáticos de la década de 1930.

El problema del agente viajero está clasificado como NP-hard por sus siglas en inglés (Nondeterministic Polynomial-Time Hard) en pocas palabras la dificultad aumenta de forma exponencial con el tamaño del problema, dificultando su resolución [15].

El Problema del Agente viajero tiene infinidad de aplicaciones a situaciones de la vida real pertenecientes a muy diversos ámbitos, incluso restringiéndose a su forma más elemental, la planificación logística, dentro de las aplicaciones podemos mencionar: manufactura de microchips y circuitos integrados, secuenciación de trabajo, entre muchas otras.

Como se comentó anteriormente el problema se puede explicar de manera muy sencilla: consiste en que un vendedor tiene que visitar a todos sus clientes ubicados en diferentes ciudades de la región, ¿cuál es la ruta que genera el menor costo de manera que todas las ciudades han sido visitadas sólo una vez? Desafortunadamente el problema del agente viajero no es tan fácil de formular, y muy relativamente difícil de resolver. Cuando se hace una formulación matemática por lo general se utiliza un marco de red donde las ciudades llamados nodos están conectadas por carreteras llamadas arcos.

El conjunto de nodos a ser visitados se definen como $N = \{1, 2, 3, \dots, n\}$, donde n es el numero total de nodos (Tamaño del TSP), y el conjunto de arcos que conectan los nodos se definen como $A = \{(i, j) : i, j \in N, i \neq j\}$, Donde el par (i, j) indica el arco entre el nodo i y j .

Un planteamiento general es asumir que existen vínculos directos entre cada par de nodos, esto normalmente se conoce como un grafo completo. El grafo consiste en N nodos que representan "ciudades" y A arcos "distancias" en la cual hay una conexión directa desde cualquier nodo en el gráfico. La restricción básica es que cada nodo sea visitado una y sólo una vez. Un a planteamiento común de las variables de decisión es: sea X una variable binaria donde $X \equiv \{(i, j) : i, j \in N, i \neq j\}$, donde $X_{ij} = 1$ si el vendedor va desde el nodo i a j (nodo i es visitado antes del nodo j), y 0 de otra manera. La matriz de costo se define como $C = \{C_{ij} : i, j \in N, i \neq j\}$ por lo general se asume que son positivos, donde C_{ij} representa el costo de transitar desde el nodo i al nodo j . En el planteamiento estándar del TSP la matriz de costos N cuadrada es simétrica, es decir $C_{ij} = C_{ji}$,

bajo esta afirmación el número de soluciones posibles es $(n - 1)! \div 2$, otro planteamiento general es asumir que el triángulo de desigualdad se cumple, $C_{ij} + C_{jk} \geq C_{ik} \forall i, j, k \in N$, es decir la conexión directa de dos nodos es siempre la de menor costo (distancia) [18].

Otro supuesto básico en el TSP es asumir que el vendedor tiene que volver al nodo de inicio donde empezó el tour, este nodo se refiere generalmente como la ciudad base o depósito. Este supuesto se denomina tour cerrado para un circuito cerrado, cualquier nodo puede ser seleccionado como el nodo de partida, pero por razones prácticas el nodo uno se toma como el nodo de inicio, ciudad base o depósito.

Mucho de los problemas de la vida real no se ajustan a estos supuestos. A menudo se debe tener en cuenta el conjunto A puede ser no completo, en los casos en que algunos de los nodos no tienen vínculos directos con todos los demás nodos. En la vida real, también tenemos que permitir $C_{ij} \neq C_{ji}$, el costo de viajar de nodo i al j no es el mismo que el viajar del nodo j a i . Esto se representa como la asimetría del ASTP por sus siglas en inglés (Asymmetric Traveling Salesman Problem) e implica arcos dirigidos, del mismo modo que no siempre se aplica la desigualdad triangular, es decir no siempre es más barato viajar por el vínculo directo del nodo i al nodo k , sino que puede ser más barato viajar a través de nodo j , en otras palabras se puede decir que el triángulo de la desigualdad no siempre aplica. Hay una amplia selección de literatura sobre este problema y sus variantes, a continuación se plantea el modelo de asignación del TSP.

Formulación: Modelo de asignación del TSP

$$\text{Minimizar } \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n C_{ij} X_{ij} \quad (1)$$

$$\text{s. a. } \sum_{i=1}^n X_{ij} = 1, \forall j \in N \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^n X_{ij} = 1, \forall i \in N \quad (3)$$

$$X_{ij} \in \{0,1\}, \forall i, j \in A \quad (4)$$

Analizando las restricciones, se puede observar que sólo debe haber un arco de llegada a un nodo, y que igualmente tan sólo debe haber un arco de salida. Con esto se garantiza que cada nodo es visitado sólo una única vez. Las restricciones (2) y (3) son las llamadas restricciones clásicas de asignación. El objetivo de (1) es minimizar el costo total a lo largo de todos los arcos utilizados para completar el recorrido. Así como está escrita esta formulación requiere una matriz cuadrada N de datos de distancia, para un gráfico completo los arcos que no existen están relacionados con la variable X_{ii} a lo (largo de la diagonal), por lo tanto, suele ser más conveniente excluir estas variables por una nueva restricción (5), en lugar de excluirlos de la definición del conjunto X . Esta conveniencia se produce a cambio de un mayor tamaño del problema en términos de variables y restricciones [18].

$$X_{i,i} = 0 \forall i \in A \quad (5)$$

Una parte importante de la formulación de TSP es asegurarse de que el recorrido que hace el viajante es continuo, es decir que los arcos están conectados desde el depósito a cada uno de los nodos sin formar grupos por separados como se observa en el Figura 1.

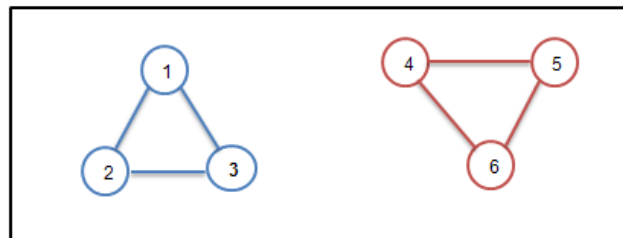


Figura 1: Solución formada por la creación de dos sub-tours. *Fuente: [19].*

Sin estas restricciones encontraremos soluciones que contengan sub-tours. El primer planteamiento de SEC por sus siglas en inglés (Subtour Elimination Constraints) fue originalmente propuesto en 1954 por Dantzig-Fulkerson-Johnson¹⁴. Desafortunadamente estas SEC introduce un gran número de restricciones que crece exponencialmente con el tamaño del problema, por lo se vuelve impráctico incluso para problemas de tamaño considerable. Una nueva SEC fue propuesta en 1960 por Miller-Tucker-Zemlin (MTZ) [20], la cual establece que el problema puede formularse con una cantidad polinomial de restricciones agregando un conjunto de variables $U = \{u_i: i \in N, i \neq 1\}$,

$$u_i - u_j + nx_{ij} \leq n - 1 \quad \forall (i, j) \in A, : i, j \neq 1 \quad (6)$$

Donde u_i es un número real, pero puede ser restringido a enteros no negativos, representando la secuencia en la que los nodos (ciudades) son visitados. Por conveniencia se establece $u_1 \equiv 1$ (nodo uno o ciudad base) y un rango para la variable u_i , de manera que [18]:

$$2 \leq u_i \leq n \quad \forall i > 1 \in N \quad (7)$$

Estas restricciones fuerzan que las variables reales U determinen una cantidad estrictamente creciente a lo largo de la ruta (es decir, $u_j \geq u_i + 1$ si j es visitado inmediatamente después de i). Bajo esta hipótesis el número de restricciones es $O(n^2)$ [20].

2.4.2. El Problema de los m Agentes Viajeros (m-TSP)

Una generalización del problema del agente viajero (TSP) es el problema de los m agentes viajeros m-TSP por sus siglas en inglés (Multiple Traveling Salesman Problem).

El problema se puede definir de la siguiente manera: Dado un conjunto de nodos (clientes) y m agentes viajeros ubicados en la ciudad base o depósito.

¹⁴ Ver Dantzig, G., Fulkerson, D. and Johnson, S. (1954). 'Solution of a large scale traveling salesman problem', *Operations Research*, Vol. 2, pp.393–410.

¿Cuál será la ruta para cada uno de los m agentes viajeros, de manera que partiendo y regresando a la ciudad base visiten cada cliente exactamente una vez? La función objetivo puede ser establecida como minimizar el costo en términos de: distancia o tiempo asociado a la visita de cada cliente. Se presentan diferentes variaciones [21]:

- Depósito simple o múltiple: En el caso de un solo depósito, todos los agentes parten y regresan al mismo depósito. En el otro escenario si hay múltiples de depósitos con un cierto número de agentes ubicados en cada uno. Los agentes pueden regresar o no al depósito de partida.
- Número de agentes: Puede ser previamente establecido o no.
- Ventanas de tiempo: En esta variación, ciertos nodos deben ser visitados en periodos específicos de tiempo, denominados ventanas de tiempo.
- Otras restricciones: estas restricciones consisten en el número de nodos que cada agente puede visitar, la distancia de viaje máxima o mínimo permitida por cada agente o alguna otra restricción especial.

EL problema de los m -TSP tiene diferentes aplicaciones en la vida real como por ejemplo: Programación de prensa escrita, programación de personal, planificación de transporte, planificación de producción entre otras [21].

Diferentes formulaciones de programación entera han sido propuesta para el problema de m agentes viajeros. La propuesta por Miller es la siguiente [20] [21]:

Formulación: modelo de asignación de m -TSP

$$\text{Minimizar } \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n C_{ij} X_{ij} \quad (1)$$

$$\text{s. a. } \sum_{j=2}^n X_{1j} = m, \quad (2)$$

$$\sum_{j=2}^n X_{j1} = m, \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^n X_{ij} = 1, j = 2, \dots, n, \quad (4)$$

$$\sum_{j=1}^n X_{ij} = 1, i = 2, \dots, n, \quad (5)$$

$$u_i - u_j + px_{ij} \leq p - 1 \quad \forall (i, j) \in A, : i, j \neq 1 \quad (6)$$

$$X_{ij} \in \{0,1\}, \forall i, j \in A \quad (7)$$

$$u_i \geq 0 \quad \forall i \in N \quad (8)$$

Analizando las restricciones se puede observar que el modelo es similar al planteado para el TSP. Dónde: (4), (5), (7) son las restricciones comunes de asignación y aseguran que cada cliente es un nodo intermedio en exactamente una ruta. (2) y (3) aseguran que exactamente m vehículos salen del depósito y vuelven a él. Finalmente, con (6) se eliminan los sub-tours y se impone que cada ruta no haya más de p clientes.

En el caso que $p = n$ (es decir, cuando la cantidad de clientes por ruta no está acotada) el m-TSP puede formularse como un TSP con m copias del depósito, tales que la distancia entre ellas es infinita. Las soluciones a ese TSP no utilizaran arcos que conectan dos copias del depósito y por lo tanto, pueden ser interpretadas como soluciones del m-TSP [20].

2.4.3. El Problema con Capacidades (CVRP)

EL problema con capacidades CVRP por sus siglas en inglés (Capacity Constrained Vehicle Route Problem) trata de determinar los recorridos de m vehículos de capacidad Q que, partiendo de un depósito, deben visitar un conjunto de clientes para recoger o distribuir mercancías según una demanda q_i y volver

de nuevo al depósito de manera que se minimice el valor de la función objetivo considerada (en términos de distancia, tiempo) [22]. En este problema la cantidad de rutas puede o no estar definidas de antemano como el TSP y m-TSP [12].

A partir de este problema básico, aparece todo un conjunto de extensiones o particularizaciones; entre otras: minimizar el número total de vehículos requeridos para dar servicio a todos los clientes, minimizar los costes fijos asociados con el uso de los vehículos (o los conductores), minimizar el coste total de transporte (coste fijo más coste variable de la ruta), etc.

En la formulación, se utilizan las variables binarias x_{ij} para determinar si el arco (i, j) se utiliza o no en la solución. EL problema se formula de la siguiente manera:

El conjunto de nodos a ser visitados se definen como $N = \{1, 2, 3, \dots, n\}$, donde n es el número total de nodos (Tamaño del CVRP), $\{1\}$ la ciudad base o depósito, el conjunto de arcos que conectan los nodos se definen como $A = \{(i, j) : i, j \in N, i \neq j\}$, Donde el par (i, j) indica el arco entre el nodo i y j . La formulación propuesta por Kara [29] como un problema de programación entera es la siguiente:

$$\text{Minimizar } \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n C_{ij} X_{ij} \quad (1)$$

$$\text{s. a. } \sum_{i=1}^n X_{ij} = 1, j = 2, \dots, n, \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^n X_{ij} = 1, \quad i = 2, \dots, n, \quad (3)$$

$$\sum_{i=2}^n X_{1i} \leq m \quad (4)$$

$$\sum_{i=2}^n X_{i1} \leq m \quad (5)$$

$$u_i - \sum_{\substack{j=2 \\ j \neq i}}^n q_j x_{ji} \geq q_i, \quad i = 2, \dots, n, \quad (6)$$

$$u_i + (Q - q_i)x_{1i} \leq Q, \quad i = 2, \dots, n, \quad (7)$$

$$u_i - u_j + Qx_{ij} + (Q - q_i - q_j)x_{ji} \leq Q - q_j \quad \forall i \neq j, i, j = \{2, \dots, n\} \quad (8)$$

$$X_{ij} \in \{0,1\}, \forall i, j \in A \quad (9)$$

La función objetivo (1) es el coste total de la solución. Las restricciones (4) y (5) indican que m es la cantidad máxima de vehículos utilizados en la solución y que todos los vehículos que parten del depósito deben regresar. Las restricciones (6) y (7) establecen los límites de la variable u_i ; $0 \leq u_i \leq Q$, también la restricción (7) establece la variable u_i como la cantidad de bienes dejados después de visitar el nodo i , la restricción (8) asegura que se respeten las restricciones de capacidad máxima, además de evitar que se formen sub-tours [29].

2.4.4. El Problema con Distancia Restringida (DVRP)

El problema con restricciones de distancia por sus siglas en inglés DVRP (Distance Constrained Vehicle Route Problem) al igual que el CVRP trata de determinar el recorrido de m vehículos que partiendo de un depósito y terminando en él, cada cliente debe pertenecer a una sola ruta, la diferencia radica en que cada ruta no debe exceder un valor predeterminado D (tiempo, distancia), la función objetivo es minimizar la distancia total recorrida. Kara [29] propone la siguiente formulación.

$$\text{Minimizar} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n C_{ij} X_{ij} \quad (1)$$

$$s. a. \sum_{i=1}^n X_{ij} = 1, j = 2, \dots, n, \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^n X_{ij} = 1, \quad i = 2, \dots, n, \quad (3)$$

$$\sum_{i=2}^n X_{1i} \leq m \quad (4)$$

$$\sum_{i=2}^n X_{i1} \leq m \quad (5)$$

$$v_i \geq c_{1i} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n (c_{1j} + c_{ji} - c_{1i}) x_{ji}, \quad i = 2, \dots, n, \quad (6)$$

$$v_i \leq D - C_{i1} - (D - c_{1i} - c_{i1})x_{1i}, \quad i = 2, \dots, n, \quad (7)$$

$$v_i - v_j + (D - c_{1j} - c_{i1} + c_{ij})x_{ij} + (D - c_{1j} - c_{ij} - c_{ji})x_{ji} \leq D - c_{1j} - c_{i1};$$

$$\forall i \neq j, i, j = \{2, \dots, n\} \quad (8)$$

$$X_{ij} \in \{0,1\}, \forall i, j \in A \quad (9)$$

Analizando las restricciones se puede observar que el modelo es similar al planteado para el CVRP. Dónde: (2), (3), (9) son las restricciones comunes de asignación y aseguran que cada cliente es un nodo intermedio en exactamente una ruta. (4) y (5) aseguran que exactamente m vehículos salen del depósito y vuelven a él. Las desigualdades (6) y (7) establecen los límites de variable auxiliar v_i , la restricción (7) establece la variable v_i como el distancia viajada por el vehículo hasta el nodo i , por último la restricción (8) asegura que cada ruta no exceda el valor predeterminado D así como también garantizan la eliminación de sub-tours[29].

A partir de los dos últimos planteamientos descritos anteriormente es posible implementar un caso muy particular del problema de ruteo de vehículos conocido como: el problema de ruteo de vehículos con restricciones de capacidad y distancia DCVRP por sus inglés (distance capacity constrained vehicle route problem), en este caso los vehículos están restringidos en la capacidad y la distancia por recorrer, la formulación propuesta por Kara establece el mismo esquema agregando las restricciones de capacidad y distancia al modelo.

Tratando de modelar la realidad de diferentes problemas de transporte, muchos investigadores han propuesto variantes y extensiones del VRP, algunas de estas se pueden encontrar en [23].

2.5. Métodos de Solución al Problema del Ruteo de Vehículos

Los métodos para solucionar el problema de ruteo de vehículos se pueden agrupar en métodos exactos y métodos aproximados.

Algoritmos exactos: Los algoritmos exactos intentan encontrar una solución óptima y demostrar que en efecto, es el óptimo global. Dada la complejidad computacional de estos problemas, sólo instancias de tamaño considerable pueden ser resueltas con métodos exactos. En este tipo de metodologías suele resolverse alguna relajación del problema y utilizarse un esquema de ramificación y acotamiento al estilo del método (Branch and Bound) [20].

Por lo general para problemas de gran tamaño se aplica métodos aproximados que aportan soluciones de calidad aceptable, en términos razonables de computación estos se puede clasificar en heurísticas y metaheurísticas [22] [24].

2.5.1. Heurísticas aplicadas al CVRP

Los métodos heurísticos o aproximados son procedimientos simples, no aseguran encontrar la solución óptima pero si una muy cercana a través de una exploración limitada del espacio solución. Las soluciones obtenidas son

aceptables y tienen una complejidad algorítmica baja, pueden ser mejoradas a través de otros procedimientos sofisticados pero a mayor costo computacional. Estos métodos heurísticos se pueden clasificar en tres categorías [22]:

- Algoritmos constructivos: Construyen una solución de forma gradual, mejorando la solución objetivo aunque no presentan posteriormente fases de mejora. Ejemplo: algoritmo de ahorro [20].
- Algoritmos por fases: proceden en dos etapas, agrupar los vértices formando clusters y, a continuación calcular la mejor ruta para cada uno de estos clusters. Se puede ejecutar en este orden o a la inversa.
- Algoritmos de inserción: constituyen en realidad un caso particular de los algoritmos constructivos. Construyen una solución mediante sucesivas iteraciones; en cada una de ellas se inserta un nuevo cliente según diferentes criterios, el algoritmo se detiene cuando todos los clientes están insertados.

A continuación se presenta algunos de tipos de heurísticas.

2.5.1.1. Método Asignar Primero – Rutear Después

Los métodos de asignar primero y rutear después (*cluster first – route second*) proceden en dos fases. Primero se busca generar grupos de clientes, también llamados clusters, que estarán en una misma ruta en la solución final. Luego, para cada cluster se crea una ruta que visite a todos sus clientes. Las restricciones de capacidad son consideradas en la primera etapa, asegurando que la demanda total de cada cluster no supere la capacidad del vehículo. Por lo tanto, construir las rutas para cada cluster es un TSP que, dependiendo de la cantidad de clientes en el cluster, se puede resolver la forma exacta o aproximada [20].

2.5.1.1.1. Heurística de Asignación Generalizada de Fisher y Jaikumar

Fisher y Jaikumar proponen generar los clusters resolviendo un Problema de Asignación Generalizada GAP por sus siglas en inglés (Generalized Assignment Problem) sobre los clientes [20]. Primero se fijan K clientes semilla S_k con $k = 1, \dots, K$ sobre la base de los cuales se construirán los clusters. En la segunda fase, se decide qué clientes asignar a cada uno de los clusters de modo de no violar la capacidad del vehículo, resolviendo un GAP que se define a continuación:

$$\text{Minimizar } \sum_{k=1}^k \sum_{i=1}^n C_{ik} X_{ik} \quad (1)$$

$$s. a \sum_{k=1}^n x_{ik} = 1, \forall i = 1, \dots, n \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^n q_{ik} x_{ik} \leq Q_k, \forall k = 1, \dots, K \quad (3)$$

$$x_{ik} \in \{0, 1\}, \forall ij, i = 1, \dots, n; k = 1, \dots, K \quad (4)$$

Las variables x_{ik} indican si el cliente i es asignado al cluster k . El objetivo es minimizar el costo total de asignación, como se indica en (1). La restricción (2) indica que cada cliente es asignado a exactamente un cluster. En la desigualdad (3) se impone que la demanda de los clientes en un mismo cluster no puede superar la capacidad del vehículo [20].

El costo de insertar un cliente i en el cluster k se define como el costo de la mejor inserción del cliente i ruta $(0, s_k, 0)$, es decir, $d_{ik} = \min\{C_{0i} + C_{i,s_k} + c_{s_k,0}, c_{0,s_k} + c_{s_k,i} + c_{i0}\} - (c_{0,s_k} + c_{s_k,0})$.

De manera general para llevar a cabo este método se tiene los siguientes pasos:

- Paso 1 (inicialización). Formar k clusters e inicializar cada uno con un cliente s_k ($k = 1, \dots, K$).
- Paso 2 (asignación). Resolver el problema de Asignación Generalizada (GAP) para decidir a qué cluster es asignado cada cliente.
- Paso 3 (ruteo). Para cada cluster resolver un TSP con sus clientes.

2.5.1.1.2. Heurística de Localización de Bramel y Simchi-Levi

El planteamiento de Bramel y Simchi-Levi es similar al anterior descrito. En ambos existe un conjunto de clientes semilla y a cada uno se le asigna algunos clientes. Sin embargo, en esta propuesta, los clientes semilla son determinados por el algoritmo resolviendo un problema de localización de concentradores con capacidades por sus siglas en inglés (CCLP) [20].

El CCLP se describe a continuación: se dispone de m posibles ubicaciones para concentradores de capacidad Q_i ($j = 1, \dots, m$) y n terminales, cada uno de los cuales utiliza w_i ($i = 1, \dots, n$) de la capacidad del concentrador al que se conecta. El costo por ubicar un concentrador en la ubicación j es f_j y el costo de conectar el terminal i al concentrador j es \hat{c}_{ij} . El CCPL consiste en decidir en cuáles concentradores colocar y qué terminales conectar a cada concentrador de modo que cada terminal se conecte con exactamente un concentrador, se satisfagan las restricciones de capacidad y se minimicen los costos. Una formulación como un problema de programación 0-1 es:

$$\text{Minimizar } \sum_{j=1}^m f_j y_j + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \hat{c}_{ij} x_{ij} \quad (1)$$

$$\text{s. a. } \sum_{j=1}^m x_{ij} = 1, \quad \forall i = 1, \dots, n \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^n w_i x_{ij} \leq y_j Q_j \quad \forall j = 1, \dots, m \quad (3)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \forall ij, i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m \quad (4)$$

$$y_j \in \{0, 1\}, \quad \forall j = 1, \dots, m \quad (5)$$

Las variables binarias y_j indican si se instala un concentrador en el sitio j y las x_{ij} indican si el terminal i se conecta al concentrador j . La función objetivo (1) es la suma de los costos fijos por la instalación de concentradores y los costos variables de conexión de terminales. La restricción (2) asegura que todo terminal se conecte a exactamente un concentrador. Finalmente, la restricción (3) asegura, por un lado, que si se instala un concentrador en el sitio j la demanda de los terminales que se conectan no supere su capacidad y, por otro lado, que si se decide colocar un concentrador en j tampoco se conecten terminales a ese sitio.

Uno de los métodos para el cálculo de f_j y \hat{c}_{ij} es utilizar n conjuntos semillas donde $T_j = \{j\}$ y, por lo tanto, $f_j = c_{0j} + c_{j0}$. Para el cálculo del costo de inserción se puede utilizar el método seed tour heuristic (STH), el cual se define como el costo de insertar i en la ruta $(0, j, 0)$, como en la heurística de Fisher y Jaikumar. $\hat{c}_{ij} = \min\{C_{0i} + C_{i,j} + c_{j,0}, c_{0,j} + c_{ji} + c_{i0}\} - (c_{0,j} + c_{j,0})$.

De manera general para llevar a cabo este método se sigue la misma analogía de los pasos mencionados en método de Fisher y Jaikuma.

2.5.2. Metaheurísticas

En los últimos años ha aparecido una serie de métodos bajo el nombre de metaheurísticas con el propósito de obtener mejores resultados que los alcanzados por los heurísticos tradicionales. Los procedimientos metaheurísticos son una clase de métodos de aproximación que están diseñados para resolver problemas difíciles de optimización combinatoria, en los que los heurísticos clásicos no son efectivos. Los metaheurísticos proporcionan un marco general

para crear nuevos algoritmos híbridos combinando diferentes conceptos de la inteligencia artificial, la evolución biológica y los mecanismos estadísticos [25].

En general las metaheurísticas obtienen mejores resultados que las heurísticas clásicas, a cambio de un mayor tiempo de ejecución. Existe un gran desarrollo y crecimiento de estos métodos. Dentro de los métodos que más han probado su eficacia sobre una colección significativa de problemas se encuentran: búsqueda tabú, templado simulado, algoritmos de hormigas y métodos evolutivos como: algoritmos genéticos, este último es que se abordara breve a continuación.

2.5.2.1. Algoritmos Genéticos

Los algoritmos genéticos introducidos por John Holland de la universidad de Michigan a principios de los años setenta, utilizan las ideas de la evolución natural de los seres vivos para resolver problemas de optimización y búsqueda [5]. Trabajan con una población de individuos, cada uno de los cuales representa una solución factible a un problema dado. A cada individuo se le asigna un valor o puntuación relacionado con la bondad de dicha solución. En la naturaleza esto equivaldría al grado de efectividad de un organismo para competir por unos determinados recursos. Cuanto mayor sea la adaptación de un individuo al problema, mayor será la probabilidad de que sea seleccionado para reproducirse cruzando su material genético con otro individuo seleccionado de igual forma. Este cruce producirá nuevos individuos (descendientes de los anteriores), los cuales comparten algunas de las características de sus padres. Cuanto menor sea la adaptación de un individuo, menor será la probabilidad de que dicho individuo sea seleccionado para la reproducción, y por tanto de que su material genético se propague en sucesivas generaciones [26].

De esta manera se produce una nueva población de posibles soluciones, la cual reemplaza a la anterior siempre y cuando esta última contenga mejores características en comparación con la población anterior. Así a lo largo de las generaciones las buenas características se propagan a través de la población,

favoreciendo el cruce de los individuos mejor adaptados, de esta manera van siendo exploradas las áreas más prometedoras del espacio de búsqueda.

2.5.2.1.1. Estructura de un algoritmo genético simple

El Algoritmo Genético Simple se representa en la Figura 2. Como se verá a continuación, se necesita una codificación o representación del problema que resulte adecuada al mismo. Además se requiere una función de ajuste o fitness del problema, la cual asigna un número real a cada posible solución codificada. Durante la ejecución del algoritmo, los padres deben ser seleccionados para la reproducción, a continuación dichos padres seleccionados se cruzaran generando dos hijos, sobre cada uno de los cuales actuara un operador de mutación. El resultado de la combinación de las anteriores funciones será un conjunto de individuos (posibles soluciones al problema), los cuales en la evolución del Algoritmo Genético formaran parte de la siguiente población.

Codificación: Se supone que los individuos (posibles soluciones del problema), pueden representarse como un conjunto de parámetros (denominados genes), los cuales agrupados forman una ristra de valores (a menudo referida como cromosoma). En términos biológicos, el conjunto de parámetros representado en un cromosoma particular se denomina fenotipo. El fenotipo contiene la información requerida para construir un organismo, el cual se refiere como genotipo. Los mismos términos se utilizan en el campo de los Algoritmos Genéticos. La codificación más común es a través de cadenas binarias, aunque también pueden utilizar números reales o incluso letras vectores, árboles o grafos [15].

Fitness: La adaptación al problema de un individuo depende de la evaluación del genotipo. Esta última puede inferirse a partir del fenotipo, es decir puede ser computada a partir del cromosoma, usando la función de evaluación. La función de adaptación o Fitness debe ser diseñada para cada problema de manera específica. Dado un cromosoma particular, la función de adaptación le asigna un número real que se supone refleja el nivel de adaptación al problema del individuo

representado por el cromosoma. Es la base para determinar qué soluciones tendrán mayor o menor probabilidad de sobrevivir.

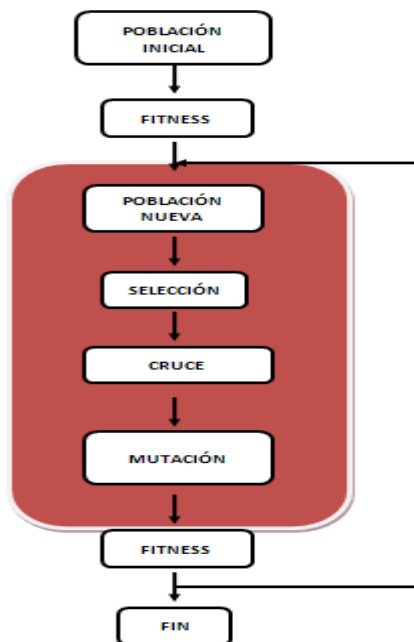


Figura 2: Estructura de un algoritmo genético simple. *Fuente:* [17].

Fase Reproductiva: Durante esta fase (destacada en rojo en la figura 2) se seleccionan los individuos de la población para cruzarse y producir descendientes que constituirán, una vez mutados, la siguiente generación de individuos.

La selección es el proceso por el cual se eligen una o varias parejas de individuos de la población inicial para que desempeñen el papel de los progenitores, cruzándose posteriormente y obteniendo descendencia [15]. La selección de padres se efectúa al azar usando un procedimiento que favorezca a los individuos mejor adaptados, ya que a cada individuo se le asigna una probabilidad de ser seleccionado que es proporcional a su función de adaptación [26]. Este método es conocido como “ruleta” por la analogía que existe entre este método y una “ruleta de la suerte”, donde aquellos individuos con mejor medida de evaluación son los que ocupan mayor superficie en la ruleta y tienen por lo

tanto mayor probabilidad de ser seleccionados. Existen otros métodos para la selección de parejas como por ejemplo: Fit-Fit, Fit-weak, Random [15].

Los individuos bien adaptados se escogerán probablemente varias veces por generación, mientras que los pobremente adaptados al problema, no se escogerán más que de vez en cuando. Una vez seleccionados dos padres, sus cromosomas se combinan, utilizando habitualmente los operadores de cruce y mutación. Las formas básicas de dichos operadores se describen a continuación.

El cruce es procedimiento por el cual dos seres vivientes intercambian parte de su material genético para crear nuevo organismo [15]. El operador de cruce, coge dos padres seleccionados y corta sus ristas de cromosomas en una posición escogida al azar, para producir dos subristras iniciales y dos subristras finales. Después se intercambian las subristras finales, produciéndose dos nuevos cromosomas completos. Ambos descendientes guardan ciertas similitudes con las configuraciones de las cuales se originan. En otras palabras cada hijo tendrá algunos genes semejantes a los de los padres.

El operador de mutación se aplica tras el cruce con el objetivo de incrementar la diversidad poblacional. Se define como una variación elemental de las informaciones contenidas en el código genético [15]. En otras palabras consiste en la alteración aleatoria (normalmente con probabilidad pequeña) de cada gen componente del cromosoma. Si bien puede en principio pensarse que el operador de cruce es más importante que el operador de mutación, ya que proporciona una exploración rápida del espacio de búsqueda, este último asegura que ningún punto del espacio de búsqueda tenga probabilidad cero de ser examinado, y es de vital importancia para asegurar la convergencia de los Algoritmos Genéticos.

La figura 3 muestra un ejemplo de manera sencillo de cómo una iteración a través de un algoritmo genético podría trabajar en un problema simple que implica cuatro variables de decisión. En este caso se inició arbitrariamente con una población de siete vectores (cromosomas) de posibles soluciones (en la realidad la mayoría los paquetes de algoritmos genéticos toman un tamaño de población

de cincuenta a cien cromosomas). Cada cromosoma se evalúa de acuerdo con la condición física (función objetivo del problema).

A continuación se aplica los operadores de cruce y mutación para generar nuevas posibles soluciones al problema. La segunda tabla de la figura muestra los resultados del proceso, note que los valores para X_3 y X_4 en los cromosomas 1 y 2 se han intercambiado, así como los valores X_1 y X_2 en los cromosomas 5 y 6. Esto representa el operador de cruce. Nótese también que los valores de X_2, X_3, X_4 en los cromosomas 3, 4 y 7 han cambiando aleatoriamente, esto representa el operador de mutación. El fitness (valor en la función objetivo) de cada nuevo cromosomas se calcula y se compara con el fitness del cromosoma correspondiente en la población original. Aquellos cromosomas que contengan un mejor fitness tendrán mayor posibilidad de sobrevivir en la siguiente población (tercera tabla de la figura 3).

POBLACIÓN INICIAL					
Cromosoma	X_1	X_2	X_3	X_4	Fitness
1	7.84	24.39	28.95	6.62	282.08
2	10.26	16.36	31.26	3.55	293.38
3	3.88	23.03	25.92	6.76	223.31
4	9.51	19.51	26.23	2.64	331.28
5	5.96	19.52	33.83	6.89	453.57
6	4.77	18.31	26.21	5.59	229.49
7	8.72	22.12	29.85	2.3	409.68
CRUCE Y MUTACIÓN					
Cromosoma	X_1	X_2	X_3	X_4	Fitness
1	7.84	24.39	31.26	3.55	334.28
2	10.26	16.36	28.95	6.62	227.04
3	3.88	19.75	25.92	6.76	301.44
4	9.51	19.51	32.23	2.61	495.52
5	4.77	18.31	33.83	6.86	332.38
6	5.96	19.52	26.21	5.59	444.21
7	8.72	22.12	29.85	4.6	478.93
POBLACIÓN NUEVA					
Cromosoma	X_1	X_2	X_3	X_4	Fitness
1	7.84	24.39	31.26	3.55	334.28
2	10.26	16.36	31.26	3.55	293.38
3	3.88	19.75	25.92	6.76	301.44
4	9.51	19.51	32.23	2.64	495.82
5	5.96	19.52	33.83	6.89	453.57
6	5.96	19.52	26.21	5.59	444.21
7	8.72	22.12	29.85	4.6	478.93

Figura 3: Ejemplo de iteración a través de un algoritmo genético simple. Fuente: [17].

Todo en la vida tiene sus ventajas y desventajas, y los algoritmos genéticos no son la excepción. Una de las desventajas es que puede demorarse bastante en converger o no en la solución óptima, si está existe, esto depende de cierto modo de los parámetros que se estén utilizando, por ejemplo el tamaño de la población, tasa de mutación, etc.

También pueden converger prematuramente debido a una serie de problemas. Si un individuo que es más apto que la mayoría de sus competidores emerge muy pronto en el curso de la ejecución, se puede reproducir de tal forma que reduce la diversidad de la población muy pronto, haciendo que el algoritmo converja hacia el óptimo local. Este problema se presenta en poblaciones pequeñas, donde una variación aleatoria en el ritmo de reproducción provoca que un genotipo se haga dominante sobre los otros.

Otra de las desventajas y no menos importante de los algoritmos genéticos es su incapacidad para manejar restricciones no lineales. Una manera muy efectiva de manejar restricciones en los algoritmos genéticos es generando restricciones que penalicen la función objetivo [27].

2.5.2.1.2. Representación Genética para El Problema del Agente Viajero (TSP)

Entre las formas de representación del problema del agente viajero TSP por medio de algoritmos genéticos, la más común y natural es la denominada permutación (*permutation representation*) por su término en inglés [28]. En este caso las n ciudades que conforman el tour se colocan en una lista ordenada de n elementos, de tal forma que si la ciudad i está en la posición j , i es visitada en j -ésimo lugar, en otras palabras las ciudades son listadas en el orden en que son visitadas. El espacio de búsqueda de esta representación es el conjunto de permutaciones de las ciudades $n!$. Por ejemplo, un tour para el un TSP de nueve ciudades es.

3 – 2 – 5 – 4 – 7 – 1 – 6 – 8

Es representado como sigue.

3	2	5	4	7	1	6	8
---	---	---	---	---	---	---	---

Figura 4: representación de cromosómica del TSP por permutaciones (path representation). Fuente: [28].

La implementación del Problema del Agente Viajero con Evolutionary Engine en Microsoft Excel sigue la analogía descrita anteriormente, se toma la ciudad 0 como depósito o ciudad de origen y se establece como variables de decisión el resto de ciudades con la restricción “todos diferentes”. El objetivo es siempre minimizar la distancia “costo” total de visitar todas las ciudades. La formulación puede ser vista de la siguiente manera:

$$\text{Minimizar } Z = \sum_{j=1}^n C_{d(j)j} \quad (1)$$

$$s. a. j = \text{todos diferentes} \quad (2)$$

Dónde:

$d(j)$ = Sucesor inmediato de la ciudad j en la secuencia, con $d(1) = 1$ hasta n . La figura A6 ubicada en Anexo 6 muestra la implementación del Problema del agente viajero con Evolutinary Engine en Microsoft Excel.

2.5.2.1.3. Representación Genética para Problema de los m Agentes Viajeros. The Two-part chromosome technique

Uno de los diferentes métodos para resolver el problema de los m agentes viajeros a través de algoritmos genéticos es el “Two-part chromosome technique” propuesto por Arthur E. Carter y Cliff T. Ragsdale [19]. En esta representación la primera parte del cromosoma es una permutación de las n ciudades. La segunda parte del cromosoma es de longitud m y representa el número de ciudades

asignadas a cada uno de los m vendedores. La suma de los valores asignados a todos los m vendedores debe sumar el número de ciudades que se visitaran (n), y también están restringidos a ser enteros positivos, así pues de manera general cada cromosoma tendrá $n + m$ genes y el espacio de búsqueda es: $n! \binom{n-1}{m-1}$.

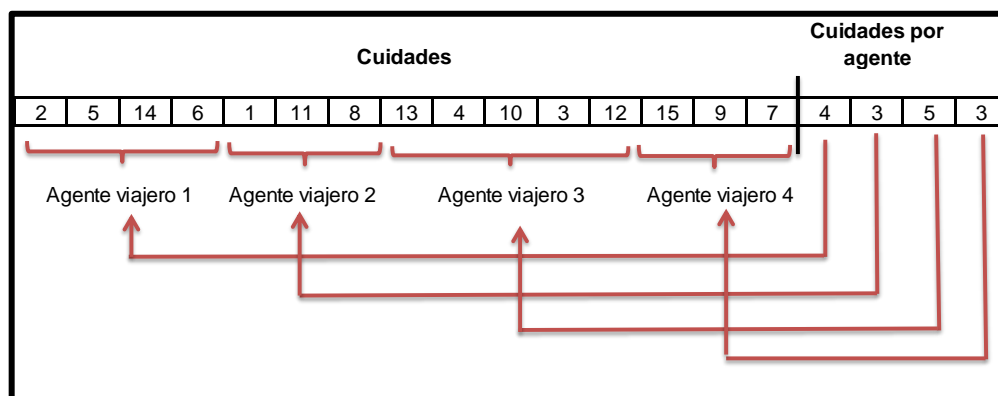


Figura 5. Ejemplo del two part chromosome technique representación para un problema de los m agentes viajeros con 15 ciudades y 4 vendedores (salesman). Fuente: [19].

En la figura 5 el agente viajero 1 visitará las ciudades 2, 5, 14 y 16 en ese orden, el agente viajero 2 visitará las ciudades 1, 11 y 8 en ese orden y así sucesivamente para el agente viajero 3 y 4.

A través de esta analogía es posible implementar no sólo el Problema del m Agentes viajeros, sino también el Problema de Ruteo de Vehículos con capacidad y restricciones de distancias usando Evolutionary Engine en Microsoft Excel. Para que cada vehículo no exceda el límite de capacidad o distancia sólo implicaría penalizar en términos de aumentar la función objetivo a aquellas rutas que violen las restricciones, de esta manera Evolutionary Engine buscará una mejor solución evitando la penalización. La función objetivo puede ser establecida como minimizar la distancia total recorrida por todos los vehículos “agentes viajeros” o minimizar la ruta más larga recorrida por cualquiera de los m agentes viajeros, esta última es muy útil cuando se quiere nivelar la cantidad de ciudades visitada por cada agente. Para evaluar el fitness de cada cromosoma hay que calcular la distancia total recorrida por cada uno de los m agentes viajeros. En general la

distancia d_j recorrida por cada agente viajero está dada por la siguiente expresión:

$$d_j = \sum_{i=1}^{n_j} (c_{ij})$$

Dónde: n_j es el número de ciudades asignadas al agente j y c_{ij} es el costo (distancia) de viajar de la ciudad i a la j . En caso de que la función objetivo sea minimizar la distancia total recorrida por todos los agentes estaría dada por la siguiente expresión: $z = (d_1 + d_2 \dots d_m)$ más un valor de penalización para cada ruta que no cumpla la restricción de capacidad o distancia, en caso que se esté formulando el CVRP o DVRP. Al igual que en la formulación del problema del agente viajero se utiliza la restricción “todos diferentes” para las ciudades.

La figura A2 ubicada en Anexo 2 muestra la aplicación de esta analogía utilizando Evolutionary Engine en Microsoft Excel.

CAPÍTULO III. ESTUDIO COMPARATIVO

El presente capítulo tiene como objetivo la implementación, validación, y comparación de los planteamientos del problema de ruteo de vehículos VRP descritos en el marco teórico utilizando Microsoft Excel, esto permitirá como primer lugar una mejor perspectiva entre el uso de métodos exactos, heurísticas y metahurísticas y su posible aplicación a un sistema real de distribución como el caso del diario "LA PRENSA".

Otro objetivo que fundamenta la realización de este estudio comparativo es el de evaluar el desempeño de los optimizadores a utilizar, especialmente del Evolutionary Engine, si bien se sabe que no garantiza una solución óptima al problema, surgen las siguientes preguntas: ¿Qué tan buenas son las soluciones arrojadas para un determinado problema con respecto a las soluciones óptimas del mismo?, ¿Con qué frecuencia alcanza la solución óptima para un determinado problema?, ¿Cuál es el promedio de las soluciones no óptimas ?, ¿Cuál es el peor resultado no óptimo para un determinado problema? Otro aspecto importante tomado en cuenta en el estudio es el tiempo de ejecución¹⁵.

Para la comparación y validación se utilizó dos grupos de instancias del problema de ruteo de vehículos, en el primer grupo se modeló el problema de ruteo de vehículos con restricción de capacidad (CVRP), con el objetivo de comparar las soluciones arrojadas por Evolutionary Engine, así como qué tan buenos son los resultados que se podría esperar de los planteamientos heurísticos clásicos para el CVRP.

En el segundo grupo se modeló el problema de ruteo de vehículos con restricciones de distancia y capacidad (DCVRP), otra vez con el objetivo de comparar la formulación con programación entera mixta a través de Open Solver y el diseño de hoja de cálculo a través de la representación genética utilizando Evolutionary Engine. De toda la literatura consultada este modelo es quizás el

¹⁵ Es importante destacar que el tiempo de ejecución de un algoritmo puede variar de un computador a otro.

que mejor se adapta a la analogía de un problema de distribución de periódico (NDP), donde las restricción de distancia puede ser trasformadas a restricciones de tiempo máximo de recorrido por ruta, así como en el modelo ejecutado por Ergün Eraslan y Tusan Deryaa [1] en su propuesta de distribución para una empresa de periódico en Turquía, inicialmente propuesto por Kara [29].

El límite de tiempo establecido para todos los ejemplos fue de 1800 segundos. EL Evolutionary Engine requiere la especificación de varios parámetros de ejecución, la tasa de mutación del Evolutionary Engine fue establecida en 0.5 de acuerdo con Wiston [27], el tamaño de la población se estableció en 100, estos dos parámetros con el objetivo de crear una cantidad razonable de diversidad de la población resultante, el parámetro “Max Time without Improvement” se estableció en 90 segundos, es decir Evolutionary Engine se detendrá si la solución no mejora cada 90 segundos, se tomó como función objetivo minimizar la distancia total recorrida por todos los vehículos más un valor de penalización igual a 1000 por cada ruta que no cumpla con las restricciones de capacidad o distancia.

Otro aspecto importante a tener en cuenta es que Evolutionary Engine hace uso intensivo de muestreo aleatorio para generar puntos de prueba para la población de soluciones candidatas, y de esta manera elegir estrategias de mutación y cruce. Debido a estas elecciones al azar cada vez que se corra un modelo Evolutionary Engine es muy probable que se obtengan diferentes resultados, sin embargo este parámetro denominado “Random Seed” puede tomar un valor entero determinado por el usuario, de esta manera Evolutionary Engine evaluará el mismo número de puntos de prueba en cada corrida, por lo que se encontrará la misma solución en cada prueba, en la pruebas realizadas se dejó este parámetro por defecto.

Con respecto a Open Solver el parámetro “branch-bound tolerance %” se estableció en 0%, cada vez que “Open Solver Solver” encuentra una solución entera mejorada, calcula el máximo porcentaje de diferencia entre el valor de la

función objetivo de esta solución y el mejor valor disponible de la función objetivo obtenido hasta dicho momento: $(\text{Valor objetivo de la nueva solución mejorada} - \text{Valor objetivo de la mejor solución actual}) / \text{Valor objetivo de la mejor solución actual}$.

Si el valor absoluto de este máximo porcentaje de diferencia es igual o menor que la "Tolerancia", Open Solver parará el proceso y señalará la solución entera actual como el óptimo del problema. Si se fija un nivel de tolerancia nulo, "como en este caso 0%", Open Solver seguirá buscando hasta que todas las alternativas hayan sido exploradas y sea encontrada la solución entera óptima. En definitiva, la tolerancia es una especificación de la suboptimalidad admitida, medida en porcentaje de la mejor solución óptima disponible.

A continuación se describen los resultados del estudio comparativo:

3.1. Instancias del CVRP

En esta sección se muestran los resultados del estudio comparativo realizado para la formulación del CVRP, se evalúa cada uno de los métodos de solución estudiados en el marco teórico: formulación entera, representación genética, heurística GAP y heurística de localización. Para determinar la solución arrojada por estos dos últimos métodos se tiene que proceder en dos fases; la primera, planteada en esta sección, consiste en la formación de los cluster, y la segunda (ver anexo A6.1) consiste en el ruteo mediante la resolución de un TSP para cluster. La sumatoria de cada TSP resuelto es el resultado de aplicación de cada heurística. La descripción de las instancias utilizadas se muestra a continuación:

Tabla 3. Instancias seleccionadas para CVRP

Tipo	Clientes	Vehículos	Capacidad	Solución óptima ¹
Augerat 19K2	18	2	160	212
Fisher 45 -k4	44	4	2010	724
Fisher 72 -k4	72	4	30000	237

Fuente: elaboración propia. Ver [30]

¹ solución que se conoce como óptima

El tipo de distancia utilizado por estas instancias es euclidiana, el lector puede ir a [30] para ver los datos, el tipo de unidad para cada una estas instancias es estándar, es decir las unidades de la función objetivo pueden ser interpretadas en kilómetros, en metros o cualquier otra unidad de longitud, esto mismo es aplicable para las unidades de capacidad. El diseño en hoja cálculo a tamaño escala para ejecutar este modelo “CVRP” en Microsoft Excel por cada uno de los métodos se encuentra en anexo A1, los modelos reales de cada instancia se encuentra en anexo disco “estudio comparativo” junto con el reporte de cada una de las soluciones.

3.1.1. Instancia Augerat 19k2

De la instancia Augerat 19k2, la formulación por método exacto es correcta, se llegó a la solución óptima en 701 segundos (ver tabla 4). La primera fase de las heurísticas GAP y Localización, que consiste en la formación de los cluster se obtuvo en un tiempo de procesamiento completamente despreciable, posteriormente se resolvió un TSP por método exacto para cada cluster formado por cada heurística, la sumatoria de la distancia recorrida resolviendo cada TSP de cada cluster, representa la solución encontrada por cada heurística, obteniéndose así una desviación con respecto a la solución óptima de 8.96 % y 3.30% respectivamente (ver tabla 4).

Tabla 4. Resultados de la instancia Augerat 19k2

TIPO: “Augerat 19 Clientes y 2 vehículos”						
	Variables	Restricciones	Solución óptima	Solución encontrada	Desviación ¹	Tiempo CPU (s)
Formulación E	379	416	212	212	0.00%	701
Representación Genética	20	2	212	219.75 ²	3.66%	94 ²
Heurística GAP	36	20	212	231 ³	8.96%	4 ⁵
Heurística Localización	342	36	212	219 ⁴	3.30%	7 ⁶

Fuente: elaboración propia (ver resumen de pruebas disco)

¹ Desviación: $\frac{\text{solución encontrada} - \text{solución óptima}}{\text{solución óptima}} * 100\%$

² solución promedio y tiempo promedio después de 12 pruebas.

³ tomando aleatoriamente clientes semillas números: 4 y 12 para la formación de clusters y resolviendo un TSP por método exacto para cada cluster. Solución encontrada = sumatoria de cada TSP de cada cluster. Ver anexo A6.1 para datos de cada TSP.

⁴ tomando todos los clientes como posibles clientes semillas, clientes elegidos por el modelo igual a 16,18 y resolviendo un TSP por método exacto para cada cluster. Solución encontrada = sumatoria de cada TSP de cada cluster. Ver Anexo A6.2 para datos de cada TSP.

⁵ tiempo de ejecución para la formación de los clusters con la heurística GAP.

⁶ tiempo de ejecución para la formación de los clusters con la heurística Localización.

Tabla 5. Resultados de la representación genética Augerat 19k2

Detalles de la representación genética	
% Óptimo	16.67% ¹
Desviación del promedio de soluciones sub óptimas	4.39% ²
Desviación del peor resultado sub óptimo	8.02% ³
% Soluciones que no cumplieron las restricciones	0.00% ⁴

Fuente: elaboración propia (ver resumen de pruebas disco)

¹ $\frac{\text{número de veces que se encontro solución óptima}}{\text{número de pruebas}}$

² $\frac{\text{promedio de soluciones sub óptimas} - \text{solución óptima}}{\text{solución óptima}}$

³ $\frac{\text{peor de soluciones sub óptimas} - \text{solución óptima}}{\text{solución óptima}}$

⁴ $\frac{\text{número de veces que se encontro soluciones que no cumplieron las restricciones}}{\text{número de pruebas}}$

La representación genética a través de Evolutionary Engine para el CVRP demostró ser muy efectiva con una desviación promedio de 3.66% de la solución óptima en un tiempo muy bajo de procesamiento, además de todas las pruebas realizadas el 16.67% Evolutionary Engine alcanzó la solución óptima y el peor de los resultados no óptimos tuvo una desviación de 8.02%, con respecto a la solución óptima como se aprecia en la tabla 5.

3.2.2. Instancia Fisher 45-k4

Tabla 6. Resultados de la instancia Fisher 45 -k4

TIPO: CVRP 2“Fisher 45 Clientes y 4 vehículos”						
	Variables	Restricciones	Solución óptima	Solución encontrada	Desviación ¹	Tiempo CPU (s)
Formulación E.	2069	2158	724	880 ²	21.55%	1800
Representación Genética	48	2	724	794.47 ³	9.73%	814 ³
Heurística GAP	176	48	724	919.30 ⁴	27%	10 ⁶
Heurística Localización	1980	88	724	756.0 ⁵	4.01%	38 ⁷

Fuente: elaboración propia (ver resumen de pruebas disco)

¹ Desviación: $\frac{\text{solución encontrada} - \text{solución óptima}}{\text{solución óptima}} * 100\%$

² solución encontrada después de 1800 segundos.

³ solución promedio y tiempo promedio después de 8 pruebas.

⁴ tomando aleatoriamente clientes semilla números: 6, 14, 28 y 37. Para la formación de clusters y resolviendo un TSP por método exacto para cada cluster. Solución encontrada = sumatoria de cada TSP de cada cluster. Ver anexo A6.3 para datos de cada TSP.

⁵ tomando todos los clientes como posibles clientes semillas, clientes elegidos por el modelo: 14, 23, 28,34 y resolviendo un TSP para cada por método exacto. Solución encontrada = sumatoria de cada TSP de cada cluster Ver anexo A6.4 para datos de cada TSP.

⁶ tiempo de ejecución para la formación de los clusters con la heurística GAP.

⁷ tiempo de ejecución para la formación de los clusters con la heurística Localización.

La tabla 6 muestra los resultados de aplicación de cada uno de los modelos. Con respecto a la formulación entera se llegó a la solución de 880 después de 1800 segundos de procesamiento, lo que representa una desviación de 21.55% con respecto al óptimo. Otra vez la primera fase “formación de cluster” de la heurística GAP y localización tuvieron un tiempo de procesamiento despreciable, la resolución de cada TSP por método exacto en ambas heurísticas también presentó un tiempo de procesamiento despreciable, a excepción del TSP para el

cluster número 3 formado con la heurística de localización, en el cual Open Solver no pudo llegar a la solución óptima en 1800 segundos de procesamiento.

Tabla 7. Resultados de la representación genética Fisher 45 -k4

Detalles de la representación genética para CVRP 2	
% Óptimo	0.00% ¹
Desviación del promedio de soluciones sub óptimas	9.73% ²
Desviación del peor resultado sub óptimo	23.87% ³
% Soluciones que no cumplieron las restricciones	0.00% ⁴

Fuente: elaboración propia (ver resumen de pruebas disco)

¹ $\frac{\text{número de veces que se encontro solución óptima}}{\text{número de pruebas}}$

² $\frac{\text{promedio de soluciones sub óptimas} - \text{solución óptima}}{\text{solución óptima}}$

³ $\frac{\text{peor de soluciones sub óptimas} - \text{solución óptima}}{\text{solución óptima}}$

⁴ $\frac{\text{número de veces que se encontro soluciones que no cumplieron las restricciones}}{\text{número de pruebas}}$

El desempeño de Evolutionary Engine fue bueno aunque en ninguna de las pruebas realizadas llegó a la solución óptima, la desviación de las soluciones promedio con respecto a la óptima fue de 9.73% en un tiempo razonable de procesamiento. La peor de las soluciones no óptimas encontradas por Evolutionary Engine presentó una desviación de 23.87% con respecto al óptimo como se aprecia en la tabla 7.

3.2.3. Instancia Fisher 72-k4

De la instancia Fisher 72-k4, no se encontró ninguna solución que satisficiera todas las restricciones con la formulación exacta en un tiempo de 1800 segundos, es fácil notar que en la heurística GAP el tiempo de procesamiento para llevar a cabo la primera fase siempre será despreciable incluso para instancias de más de 500 nodos y el tamaño de la flota de vehículos relativamente pequeño (menor de 10), debido a que esta heurística establece que el número de clientes semilla debe ser igual al número de vehículos disponibles, lo que genera menos variables

enteras en comparación con la heurística de localización cuando se toma en consideración todos los clientes como posibles clientes semillas como se aprecia en la tabla 8.

Tabla 8. Resultados de la instancia Fisher 72 -k4

TIPO: CVRP 3“Fisher 72 Clientes y 4 vehículos”						
	Variables	Restricciones	Solución óptima	Solución encontrada	Desviación ¹	Tiempo CPU (s)
Formulación E.	5255	5398	237	n/a ²	n/a	1800
Representación Genética	75	2	237	362.92 ³	53.13%	1429.5 ³
Heurística GAP	284	75	237	269.10 ⁴	13.5%	7 ⁶
Heurística Localización	5112	142	237	249.52 ⁵	5.28%	132 ⁷

Fuente: elaboración propia (ver resumen de pruebas disco)

¹ Desviación: $\frac{\text{solución encontrada} - \text{solución óptima}}{\text{solución óptima}} * 100\%$

² ninguna solución encontrada que satisfaga las restricciones en el tiempo 1800 segundos.

³ solución promedio y tiempo promedio después de 8 pruebas.

⁴ tomando aleatoriamente clientes semilla números: 5, 17, 51 y 63. Para la formación de clusters y resolviendo un TSP por método exacto para cada cluster. Solución encontrada = sumatoria de cada TSP de cada cluster. Ver anexo A6.5 para datos de cada TSP.

⁵ tomando todos los clientes como posibles clientes semillas, clientes elegidos: 8, 17, 38 y 46, y resolviendo un TSP para cada por método exacto. Solución encontrada = sumatoria de cada TSP de cada cluster Ver anexo A6.6 para datos de cada TSP.

⁶ tiempo de ejecución para la formación de los clusters con la heurística GAP.

⁷ tiempo de ejecución para la formación de los clusters con la heurística Localización.

Otra vez se resolvió un TSP para cada cluster formado por cada heurística, para el TSP del cluster número 4 formado con la heurística de localización la mejor solución encontrada fue de 68.6 después de 1800 segundos de procesamiento. Con respecto al desempeño de Evolutionary Engine para esta instancia fue regular, no se llegó a ninguna solución óptima y la desviación de las soluciones promedio con respecto a las óptima fue de 53.13 %, en el peor de todos los resultados fue de 72.21% todo esto en un tiempo de procesamiento bastante alto como se aprecia en la tabla 9.

Tabla 9. Resultados de la representación genética Fisher 72 -k4

Detalles de la representación genética para CVRP 3	
% Óptimo	0.00% ¹
Desviación del promedio de soluciones sub óptimas	53.13% ²
Desviación del peor resultado sub óptimo	72.21% ³
% Soluciones que no cumplieron las restricciones	0.00% ⁴

Fuente: elaboración propia (ver resumen de pruebas disco)

¹ $\frac{\text{número de veces que se encontro solución óptima}}{\text{número de pruebas}}$

² $\frac{\text{promedio de soluciones sub óptimas} - \text{solución óptima}}{\text{solución óptima}}$

³ $\frac{\text{peor de soluciones sub óptimas} - \text{solución óptima}}{\text{solución óptima}}$

⁴ $\frac{\text{número de veces que se encontro soluciones que no cumplieron las restricciones}}{\text{número de pruebas}}$

3.2. Instancias del DCVRP

En esta sección se muestran los resultados del estudio comparativo para el problema de ruteo de vehículos con restricciones de capacidad y distancia. Para la comparación se utilizó dos ejemplos de Daniele Vigo [32] instancias número (D022-04g y D201-05k), las instancias seleccionadas se describen a continuación:

Tabla 10. Instancias seleccionadas para DCVRP

Tipo	Clientes	Vehículos	Capacidad	Recorrido máximo	Solución óptima
D022-04g	21	4	6000	210	n/c
D201-05K	200	5	900	1800	n/c

Fuente: elaboración propia. Ver [32]

n/c = No se conoce solución óptima.

El tipo de distancia utilizado por estas instancias es euclidiana, el lector puede ir a [32] para ver los datos, el tipo de unidad para cada una estas instancias es

estándar, es decir el recorrido máximo puede ser interpretado en kilómetros, metros, o cualquier otra unidad de longitud al igual que las unidades de capacidad. El modelo real de cada instancia se encuentra en anexo disco “estudio comparativo”, junto con el reporte de los optimizadores para cada una de las instancias.

3.2.1. Instancia D022-04g

Tabla 11. Resultados de la Instancia D022-04g

TIPO: D022-04g 22 Clientes y 4 vehículos, distancia max =2						
	Variables	Restricciones	Solución óptima	Solución encontrada	Desviación ¹	Tiempo CPU (s)
Formulación E.	526	1110	-	379.94	0.00%	1800 ²
Representación Genética	25	1	-	413.28 ³	8.78%	194.8 ³

Fuente: elaboración propia (ver resumen de pruebas disco)

No se conoce solución óptima por lo que toma como punto de comparación la mejor encontrada por cualquiera de los métodos. En este caso por la formulación entera igual a 379.94

¹ Desviación: $\frac{\text{solución encontrada} - \text{mejor solución encontrada de todos los metodos}}{\text{solución óptima mejor solución encontrada de todos los metodos}} * 100\%$

² mejor solución encontrada después de 1800 segundos.

³ solución promedio y tiempo promedio después de 10 pruebas.

De la instancia D022, aunque no se conoce solución óptima se obtuvo la misma relación lineal que en las pruebas realizadas por Kara [29] (ver tabla 11), lo que demuestra que el diseño en hoja de cálculo propuesto por formulación entera para este problema es correcto. El desempeño del Evolutionary Engine para la formulación de este problema fue muy bueno obtenido una desviación de apenas 8.78% con respecto a la solución arrogada por la formulación entera en un tiempo de procesamiento bajo y ninguna solución que no cumpliera las restricciones.

Tabla 12. Resultados de la representación genética D022-04g

Detalles de la representación genética para D022-04g	
% Óptimo	10.00% ¹
Desviación del promedio de soluciones sub óptimas	9.77% ²
Desviación del peor resultado sub óptimo	24.45% ³
% Soluciones que no cumplieron las restricciones	0.00% ⁴

Fuente: elaboración propia (ver resumen de pruebas disco)

¹ $\frac{\text{número de veces que se encontro solución óptima}}{\text{número de pruebas}}$

² $\frac{\text{promedio de soluciones sub óptimas} - \text{solución óptima}}{\text{solución óptima}}$

³ $\frac{\text{peor de soluciones sub óptimas} - \text{solución óptima}}{\text{solución óptima}}$

⁴ $\frac{\text{número de veces que se encontro soluciones que no cumplieron las restricciones}}{\text{número de pruebas}}$

En la tabla 12 se puede apreciar que Evolutionary Engine después 10 pruebas realizadas un 10% llegó a solución óptima (solución encontrada por la formulación entera después de 1800 segundos de procesamiento). En el peor de los resultados subóptimo encontrados se obtuvo una desviación de 24.45 % con respecto a la solución encontrada por el método exacto.

3.2.2. Instancia D201-05g

De la instancia D201-05k se decidió declinar la resolución por método exacto debido a que Open Solver tardó mucho tiempo en sólo diagnosticar el problema. Se realizó una sola prueba a través de la representación genética en la cual Evolutionary Engine no pudo encontrar ninguna solución factible en términos de satisfacer todas las restricciones. La explosión combinatoria generada al establecer la restricción “*todos diferentes*” en el segundo cromosoma para una gran cantidad de datos “200”, junto con el espacio de búsqueda del primer cromosoma deteriora las soluciones arrojadas por Evolutionary Engine, esto nos da una buena perspectiva que esta formulación aunque utiliza métodos modernos

de solución como algoritmos genéticos no sería factible para problemas grandes, como se aprecia en las tablas 13 y 14.

Tabla 13. Resultados de la instancia D201-05

TIPO: D201-05k 201 Clientes y 5 vehículos, distancia max =900						
	Variables	Restricciones	Solución óptima	Solución encontrada	Desviación	Tiempo CPU (s)
Formulación E¹	-	-	-	-	-	-
Representación Genética	205	1	-	32,377.42 ²	-	981 ²

Fuente: elaboración propia (ver resumen de pruebas disco)

¹ Se abandonó la solución debido a que Open Solver tardó mucho tiempo más de 1800 segundos en sólo diagnosticar el problema para solucionarlo.

² solución encontrada con penalización por distancia máxima recorrida después de una sola prueba.

Tabla 14. Resultados de la representación genética D201-05

Detalles de la representación genética para D201-05k	
% Óptimo	0.00% ¹
Desviación del promedio de soluciones sub óptimas	0.00% ²
Desviación del peor resultado sub óptimo	0.00% ³
% Soluciones que no cumplieron las restricciones	100% ⁴

Fuente: elaboración propia (ver resumen de pruebas disco)

¹ $\frac{\text{número de veces que se encontró solución óptima}}{\text{número de pruebas}}$

² $\frac{\text{promedio de soluciones sub óptimas} - \text{solución óptima}}{\text{solución óptima}}$

³ $\frac{\text{peor de soluciones sub óptimas} - \text{solución óptima}}{\text{solución óptima}}$

⁴ $\frac{\text{número de veces que se encontró soluciones que no cumplieron las restricciones}}{\text{número de pruebas}}$

3.3. Conclusiones del estudio comparativo.

Después de haber realizado este estudio comparativo de algunos de los métodos de solución del problema de ruteo de vehículo se concluye lo siguiente:

- Existen diferentes planteamientos y técnicas de solución que pueden ser utilizadas y modeladas utilizando una herramienta común pero muy útil como Microsoft Excel. Las técnicas por método exacto sin duda consumen mayor tiempo de procesamiento, por lo que sólo problemas de tamaño considerable (menor de 60) pueden ser resueltos de forma óptima, en un tiempo razonable de procesamiento.
- Las técnicas aproximadas asignar primero-rutear después para el CVRP como la heurística GAP ofrece resultados buenos y tiempo bajo de procesamiento, aunque los resultados arrojados por esta heurística dependerán directamente de qué clientes semillas sean elegidos para formar cada cluster, y de qué manera se resuelva la segunda fase TSP, ya sea por método formulación entera con “Open Solver o por algoritmos genéticos a través de la representación genética con “Evolutionary Engine” ambos descritos en el marco teórico.
- La heurística de localización ofrece resultados muy buenos para problemas de tamaño considerable sobre todo cuando se toma todos los clientes como posibles clientes semilla y la fase de ruteo de cada cluster es resuelta de forma exacta, sin embargo a medida que se tomen más clientes como posibles clientes semilla el número de variables enteras crecerá y por lo tanto el tiempo de procesamiento también lo hará.
- La representación genética modelada con Evolutionary Engine ofrece resultados buenos, sin embargo el deterioro de las soluciones generada por la explosión combinatoria al establecer la restricción

"*todos diferentes*" para una gran cadena de datos, sugiere que el Evolutionary Engine tiene dificultad considerable para problemas que tienen un gran número de combinaciones, por ejemplo: en el modelo D201-05k en el cual sólo se realizó una prueba donde Evolutionary Engine no pudo encontrar ninguna solución que satisficiera todas las restricciones, esto es una clara señal que sí se modelara algunas de las versiones del VRP para una gran cantidad de nodos los resultados no serían satisfactorios , más allá de eso la representación genética a través del Evolutionary solver ofrece una mayor facilidad y flexibilidad a la hora de modelar problemas ajustados más a la realidad como por ejemplo: vehículos con distintas capacidades y niveles mínimos de carga, distancia mínima o máxima recorrida mediante el uso de penalizaciones de la función objetivo.

Tanto los datos como cada una de las implementaciones han sido añadidas a anexos. Ver anexo A1 y anexos disco carpeta "pruebas computacionales".

CAPÍTULO IV. DESCRIPCIÓN Y ANÁLISIS DEL SISTEMA ACTUAL

Para el desarrollo de esta investigación es importante conocer cómo funciona un sistema genérico de distribución de prensa escrita a través de un esquema que permita una mejor comprensión de los procesos involucrados. Este capítulo trata responder a la siguiente interrogante: ¿Cuáles son las características y cómo funciona el sistema distribución de periódico a agencias puestos fijos del Diario “LA PRENSA”? Así mismo se define las limitaciones, supuestos del estudio e indicadores para validar las propuestas de mejora para el diario “LA PRENSA”.

El sistema general de distribución de periódico se compone de varios niveles jerárquicos [31]. Eso significa que la entrega involucra al menos dos etapas distintas. La primera es desde la instalación de Impresión a los puntos de transferencia y segunda desde los puntos de transferencia hasta los clientes. La figura 8 muestra un modelo aproximado de los diferentes niveles que se pueden dar en un sistema general de distribución de periódico, el cual contiene cinco niveles jerárquicos: Imprenta, centro de distribución, transportistas, voceador y lectores.

Como se aprecia en figura 6 la distribución siempre inicia del lugar de impresión del periódico, posteriormente el periódico o bien puede ser transportado a los centros de distribución C.D. o los voceadores acuden a la imprenta, obteniendo el periódico para luego distribuirlo en una ruta específica. Después el proceso se puede darse de tres maneras: El periódico es ubicado en los centros de distribución para luego ser transportado nuevamente hacia los voceadores, el periódico es ubicado en los centros de distribución y los voceadores acuden a él o bien el periódico es ubicado en los centros de distribución para ofrecerlo directamente a los lectores. En todos los canales el consumidor final es el lector.

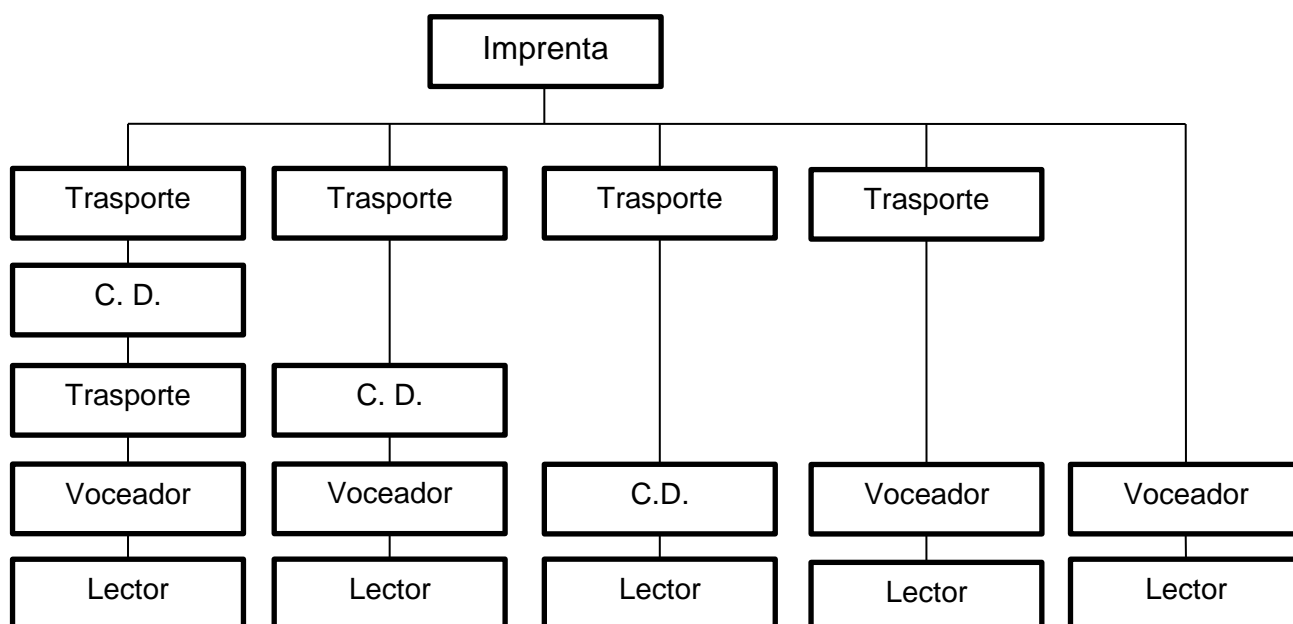


Figura 6: Sistema general de distribución de periódico. *Fuente: Elaboración propia en base a referencia [31]*

En el caso de la “LA PRENSA” organización de estudio, el proceso de distribución para las agencias de puestos fijos se encuentra en el canal número tres de izquierda a derecha, es decir el proceso de distribución inicia desde “LA PRENSA” luego el periódico es transportado a las agencias puestos fijos (pulperías, gasolineras, u otro tipo de negocio) donde los lectores o consumidores finales pueden tener acceso a él.

Es importante destacar que basado en la demanda, el periódico puede ser dividido en dos categorías; subscriptores y no-subscriptores. La demanda para los subscriptores es determinística en otras palabras no necesita un parámetro de estimación, en cambio la demanda de los no-subscriptores, caso de las agencias puestos fijos es probabilística por lo tanto se necesita de un parámetro de estimación que puede ser una distribución de probabilidad o bien un pronóstico de serie de tiempo para determinar la cantidad de periódico a distribuir. Enviar mayor cantidad de la que se vende genera un problema de costo por perdida además de un problema de logística inversa, es decir la devolución del periódico no vendido desde el centro de distribución a la imprenta.

La distribución de periódico por lo general tiene que llevarse a cabo durante un lapso de tiempo predefinido, ya que el inicio de la producción y los plazos de entrega son fijados a menudo, sin embargo el periodo de producción varía constantemente debido a retrasos imprevistos (máquinas, métodos, mano de obra, etc.) o impresión de últimas noticias. Debido a esta variación, la entrada en términos de productos impresos, a la red de distribución varía día a día, aunque la distribución planificada es siempre la misma.

El proceso de distribución física de periódico para agencias puestos fijos del diario “LA PRENSA” es presentado en la figura 7. El proceso involucra: carga de periódico en los vehículos, rutas de transporte, centros de distribución y clientes. Qué tan temprano el proceso de distribución puede iniciar, dependerá de los procesos involucrados en producción y la forma eficiente en que estos son ejecutados, sin embargo todos los procesos deben ser planificados para cumplir el tiempo de entrega.

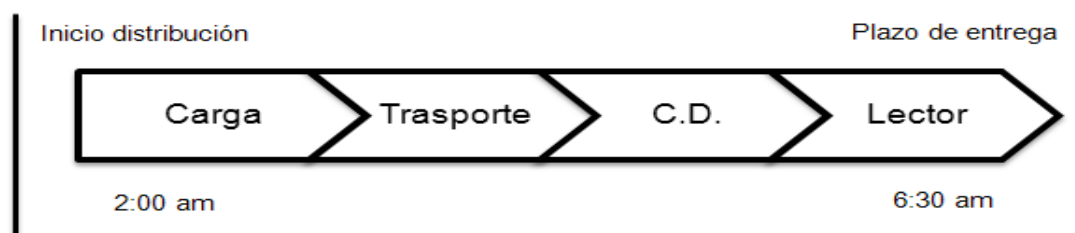


Figura 7, Modelo de Distribución de periódico “LA PRENSA – A.P”. Fuente: *Elaboración propia en base a referencia [31].*

La figura 7 muestra el proceso de distribución física de periódico de las agencias puestos fijos. La empresa ha establecido una ventana máxima de tiempo de 6:30 am, es decir el periódico debe estar en todas las agencias puestos fijos antes de las 6:30 am. El periódico destinado a agencias puestos fijo en teoría deberá salir del área de producción aproximadamente a las 2:00 am generando un margen de aproximadamente cuatro horas y treinta minutos para cargar el periódico en los vehículos y transportarlo desde el diario “LA PRENSA” a cada uno de las agencias puestos fijos.

Aunque la empresa tiene establecido una ventana de tiempo para la entrega de periódico a cada agencia puesto fijo, esta no siempre se cumple para todas las rutas según afirma el jefe de logística, debido a factores como: salida tardía del periódico, gran cantidad de agencias puestos fijos asignadas a una sola ruta y sobre todo tipos de agencias puestos fijos (supermercados, gasolineras), donde el repartidor tiene que esperar a ser atendido aumentando así el tiempo de la ruta.

Otro importante aspecto a destacar es que el proceso de visitar a las agencias puestos fijos se realiza dos veces, la primera para dejar la orden de periódico y la segunda para recoger tanto el dinero como el producto que no se vendió, sin embargo la segunda etapa no es ejecutada por los mismos vehículos si no por recolectores o cobradores de rutas, es decir los vehículos no vuelven al diario “LA PRENSA” hasta el día siguiente a menos que se les dé una orden para hacerlo.

4.1. Mapeo de clientes

Antes de analizar las propuestas de ruteo se localiza los puntos (agencias puestos fijos y “LA PRENSA”) sobre los cuales se trabajará. Para realizar el mapeo de clientes se utiliza la herramienta de Google Maps en donde se ubica las agencias puestos fijos¹⁶ asignadas a sus respectivas rutas y la ubicación del diario “LA PRENSA”, los cuales se encuentran en toda Managua, abarcando la mayoría de los distritos. Como se aprecia en la figura 8 los clientes “agencias puestos fijos” se identifican con el color blanco y el centro de distribución “Diario LA PRENSA” con color morado.

¹⁶ Número de agencias observadas durante el periodo de análisis “266” Agosto 2012.



Figura 8. Mapeo de general de agencias puestos fijos y centro de distribución diario “LA PRENSA”. Fuente: Google maps.

Las figuras 9, 10, 11 y 12 representan cada una de las rutas para agencias puestos fijos. El icono color morado representa el diario “LA PRENSA” y los iconos color blanco representan cada agencia puesto fijo. En la tabla 15 se muestra la cantidad de agencias asignados por ruta.

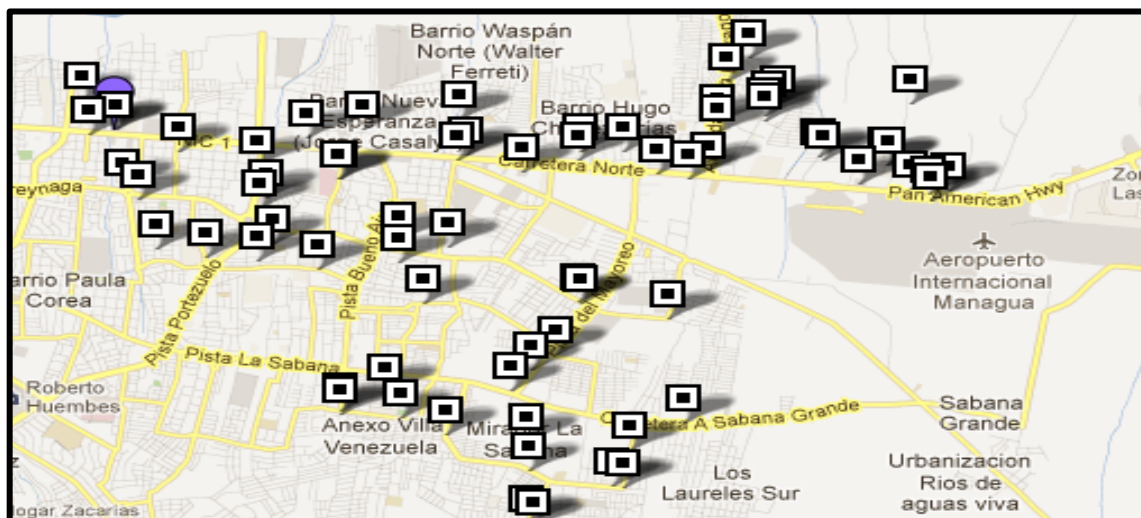


Figura 9. Ruta 1006 actual de agencias puestos fijos y centro de distribución diario “LA PRENSA”. Fuente: Google maps.

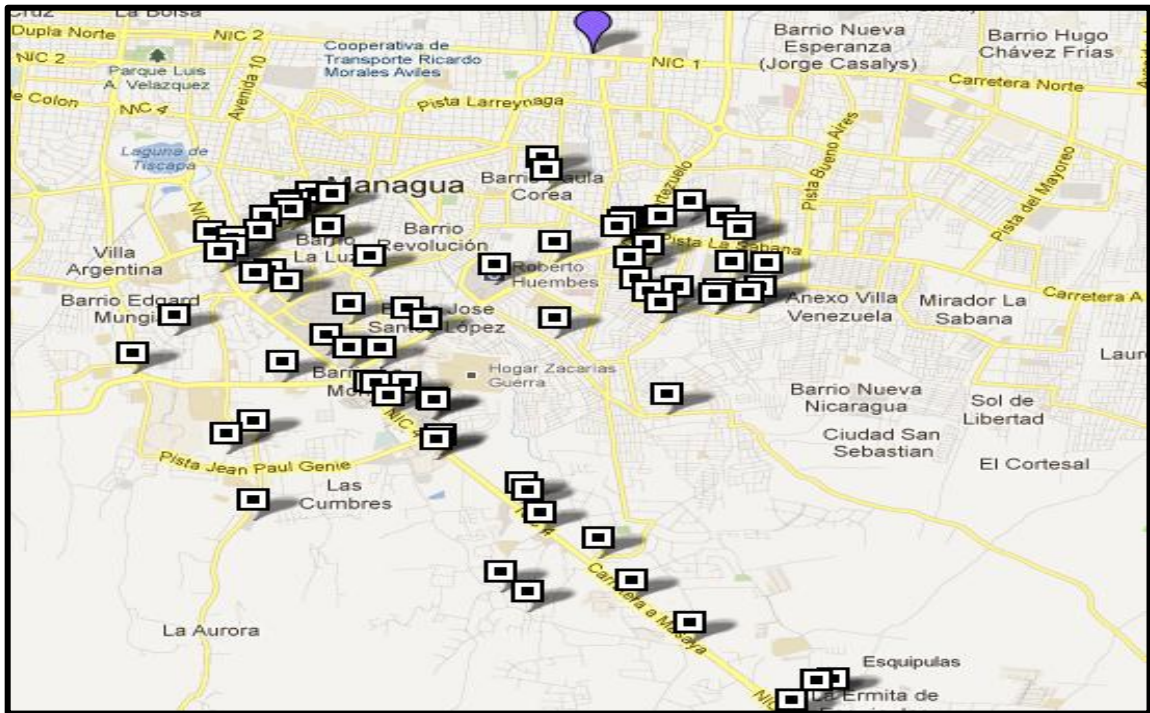


Figura 10. Ruta 1007 actual de agencias puestos fijos y centro de distribución diario “LA PRENSA”. Fuente: Google maps.



Figura 11. Ruta 1008 actual de agencias puestos fijos y centro de distribución diario “LA PRENSA”. Fuente: Google maps.



Figura 12. Ruta 1009 actual de agencias puestos fijos y centro de distribución diario “LA PRENSA”. Fuente: Google maps.

Tabla 15. Agencias puestos fijos asignados por ruta.

Ruta N°	Clientes asignados por ruta¹
Ruta 1006	69
Ruta 1007	82
Ruta 1008	65
Ruta 1009	50

Fuente: elaboración propia

¹ según última consulta de la base de datos de la empresa.

Otro aspecto importante a tomar en cuenta antes de proponer mejoras al diseño de rutas de distribución es definir la línea base de la empresa, es decir ver cómo se realizan la distribución y los resultados que obtienen. Después se analizan los resultados arrojados por la implementación de los modelos para ver si se consigue mejora con respecto a la línea base. Para observar si hay mejoras basta comparar los resultados obtenidos con los modelos y la línea base.

4.2. Definición de la línea base.

Se define la línea base, en este caso, como la situación actual de la empresa con respecto al ruteo de vehículos. Esto principalmente se puede ver en dos aspectos: costo de transporte, y el nivel de servicio. Para medir estos aspectos se necesitan métricas adecuadas. En esta investigación sólo se toma en cuenta el primero, el cual de la manera más simple se puede considerar directamente proporcional a la distancia recorrida por todos los vehículos que utiliza la empresa, más costos operativos. Bajo esta definición es fácil pensar que el costo de transporte varía diariamente partiendo del dinamismo de apertura, cierre y envío para las agencias puestos fijos (un día se le puede enviar a 250 y el otro día a 240) y de que no existe un orden de entrega sino que queda a criterio de los conductores.

Actualmente el importe pagado en concepto de “costo de combustible” para las rutas de repartición de periódico de agencias puestos fijos, es basado en un estimado general del km registrado por los GPS de los vehículos durante un periodo de tiempo, por ejemplo: de las 00:00 am hasta las 8:00, dividido entre un estimado del rendimiento de cada vehículo. Aunque existen estos datos del importe de costos y el km registrado por los vehículos, a priori no son los mejores para validar las propuestas de mejora por lo siguiente:

La empresa no posee datos como: distancia entre cada agencia puesto fijo. Esto implicaría la construcción de una matriz de distancia ideal de manera que: Cualquier nueva propuesta del diseño de rutas de distribución, no podrá ser comparable con los datos actuales de la empresa, en términos de km o costo, a menos que se lleve a cabo dichas propuestas. Y lo anterior no es una operación de la noche a la mañana, según afirma el jefe de logística, por ejemplo: Los conductores necesitarían familiarizarse con la ubicación de las agencias puestos fijos en caso que se halla un cambio de asignación de agencias puestos fijos por

ruta y más importante cualquier cambio en las rutas de envío actuales obligaría a realizar un cambio en las rutas de cobranza o “rutas de recolectoras”¹⁷.

Lo anterior descrito restringe a analizar el sistema actual de ruteo y las propuestas bajo un escenario ideal. Bajo este escenario los vehículos recorren una distancia ideal d desde cualquier nodo i a cualquier nodo j , entonces para determinar la línea base bastaría con que los conductores llenen una bitácora especificando el orden en el que visitan a los clientes y por ende el orden en que entregan periódico, de esta manera se determina el km ideal recorrido por cada ruta y al mismo tiempo monitoreando vía GPS para determinar el recorrido en km GPS desde que parten desde “LA PRENSA” hasta que visitan la última agencia puesto fijo. Lo anterior implicó la construcción y ejecución de una bitácora de entrega¹⁸, los resultados de la misma se describen más adelante. Parte de lo anterior expuesto junto con las conclusiones del estudio comparativo, conllevo a construir los supuestos y limitaciones del estudio para el caso de la “PRENSA” los cuales se presentan a continuación:

- ✓ Se tomará como función objetivo y de análisis la distancia recorrida por todas las rutas, bajo el supuesto que si se disminuye la distancia total de recorrido por todas las rutas disminuye también el tiempo de entrega y los costos de transporte.
- ✓ La distancia en km entre cada parada se conoce y es bastante exacta.
- ✓ La empresa dispone actualmente del servicio de 4 vehículos de diferentes características y capacidad para realizar el transporte del periódico a las agencias puestos fijos. Por el tipo de producto y los tipos de vehículos se considera la capacidad de los mismos infinita. Es decir un solo vehículo tiene capacidad suficiente para abastecer a todas las agencias puestos fijos.

¹⁷ Estas rutas son las encargadas de recolectar el cobro de periódico y el periódico no vendido y trabajan directamente con el departamento de cobranza.

¹⁸ Ver anexo A9.bitácora de entrega.

- ✓ Se toma en cuenta que todas las rutas o calles que pertenecen a la misma son hábiles para el tipo de transporte que se utiliza.
- ✓ El tiempo de descarga de periódico entre cada parada depende del tipo de negocio, así como la demanda del mismo. no se toma en cuenta para el análisis.
- ✓ Los clientes no poseen ventanas de tiempo, es decir cada cliente puede ser atendido a cualquier hora durante el recorrido de entrega de periódico.

Para la estimación de la distancia d , se utilizó la distancia más corta entre dos puntos cualquiera, denominada “Distancia Ortodrómica” o mejor conocida como “la ruta del gran círculo”, es la ruta directa más corta entre dos puntos de la superficie terrestre. Porque la tierra es un planeta, la ruta más corta entre dos puntos se encuentra en un círculo que se centra en el núcleo de la tierra y pasa alrededor de la superficie del mundo. El lector puede consultar el artículo de Wikipedia¹⁹ para obtener más información sobre la distancia ortodrómica. Para el cálculo de este tipo de distancias en Microsoft Excel se utiliza la Fórmula del Haversine, la cual se expresa en siguiente fórmula:

$$Dist = 6371 * ACOS (COS (Lat A) * COS (LatB) * COS (LngB - LngA) + SIN (Lat A) * SIN (LatB))$$

Dónde:

ACOS. Función que retorna arcoseno de un número (disponible en Excel)

COS. Función que retorna coseno de un número (disponible en Excel)

SIN. Función que retorna seno de un número (disponible en Excel)

*Lat A. Latitud en grados del punto A, convertida a radianes usando: grados*PI/180*

*LngA. Longitud en grados del punto A, convertida a radianes usando: grados*PI/180*

*Lat B. Latitud en grados del punto B, convertida a radianes usando: grados*PI/180*

*LngB. Longitud en grados del punto B, convertida a radianes usando: grados*PI/180.*

¹⁹ <http://es.wikipedia.org/wiki/Ortodrómica>

A continuación se presentan los resultados de la aplicación de la bitácora durante el día de análisis²².

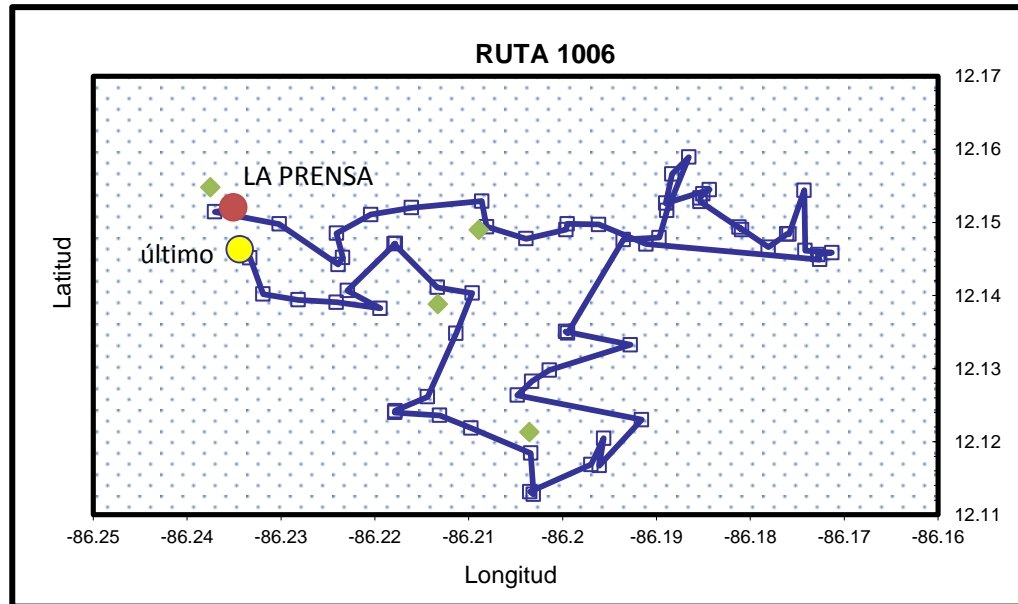


Figura 14. Ruta 1006 orden de entrega observado según el formato bitácora. *Fuente: Elaboración Propia.*

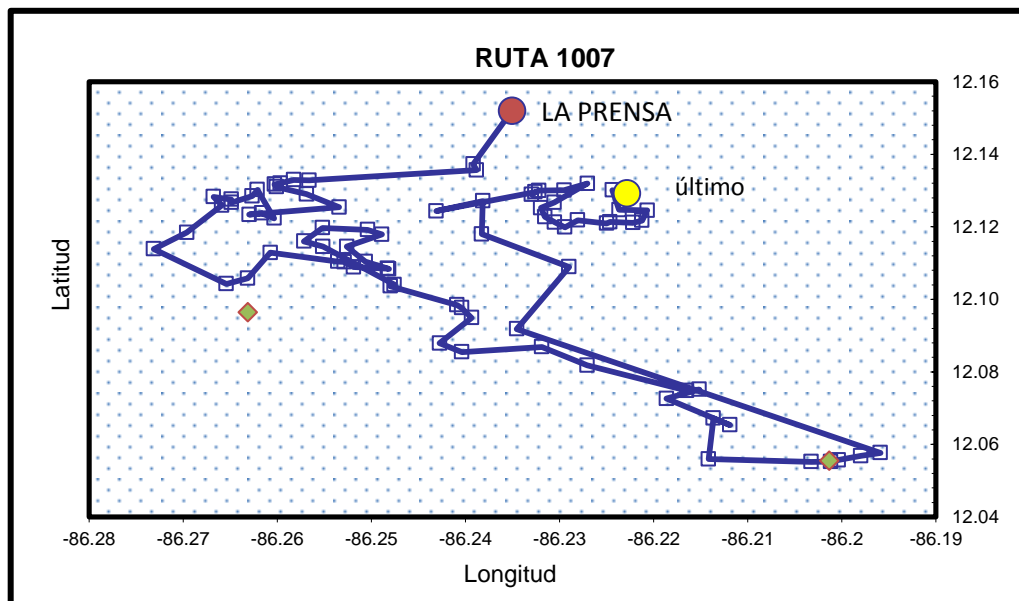


Figura 15. Ruta 1007 orden de entrega observado según el formato bitácora. *Fuente: Elaboración Propia.*

²² La aplicación de la bitora se realizó un solo día el 28/08/2012

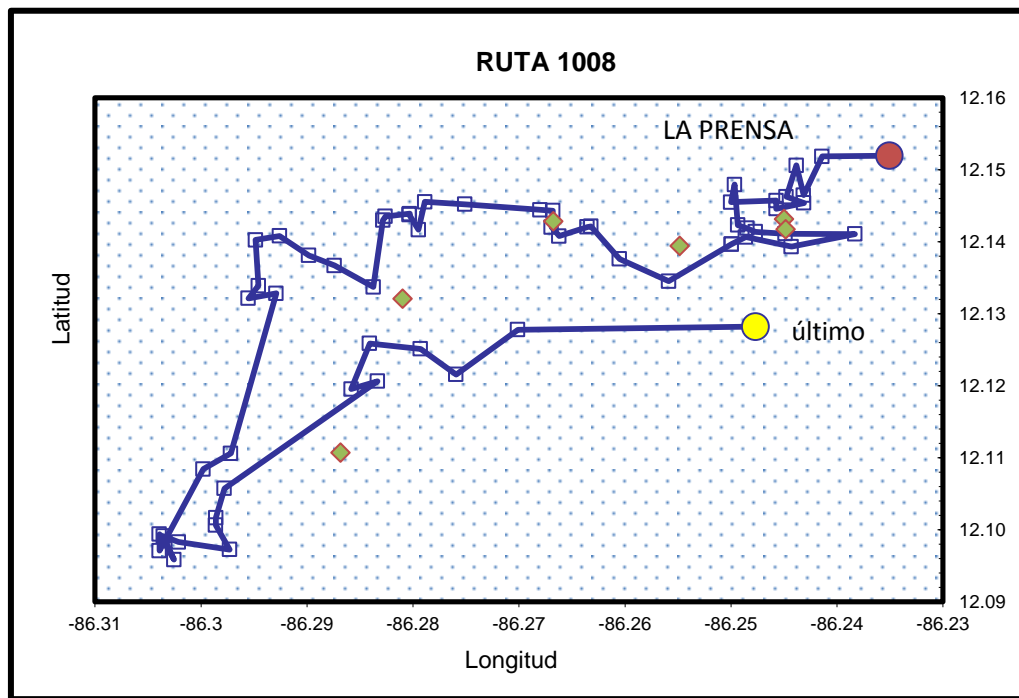


Figura 16. Ruta 1008 orden de entrega observado según el formato bitácora. *Fuente: Elaboración Propia.*

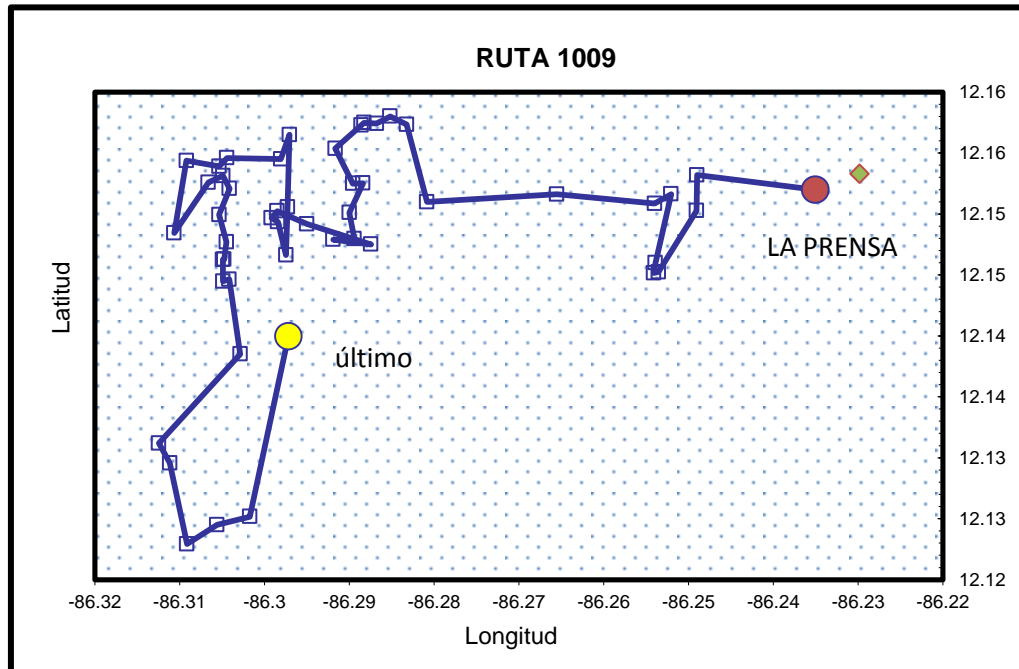


Figura 17. Ruta 1009 orden de entrega observado según el formato bitácora. *Fuente: Elaboración Propia*

Las figuras 16, 17, 18, 19 muestran el orden de entrega para cada ruta desde que parten del diario “LA PRENSA” (punto color rojo), hasta que visitan la última agencia puesto fijo (punto color amarillo), asignada a su ruta observado durante el día de análisis²³. Los puntos color verde son las agencias puestos fijos que no se les entrego periódico, pero que todavía están activas para la empresa y por ende pertenecen a su ruta correspondiente y serán tomadas en el análisis de la propuesta.

Tabla 16. Kilometraje real vs Kilometraje Distancia ortodrómica (DO).

Ruta N°	Km real¹	Km DO²
Ruta 1006	41.30	32.77
Ruta 1007	55.10	46.70
Ruta 1008	39.40	33.48
Ruta 1009	27.50	22.73
Total	163.30	135.68

Fuente: elaboración propia

¹ kilometraje real recorrido por los vehículos desde que parte de la empresa hasta que visitaron la última agencia puesto fijo durante el día de análisis.

² kilometraje recorrido por los vehículos asumiendo que recorre la distancia ortodrómica entre dos puntos

La tabla 16 muestra el kilometraje recorrido dado por el GPS y el kilometraje recorrido asumiendo que los vehículos recorren el tipo de distancia ortodrómica durante el día de análisis, a excepción de la ruta 1006 la cual se estimó en base a datos de GPS de días anteriores debido a fallas técnicas del mismo²⁴. Otro aspecto que es importante destacar que existen agencias que llevan tiempo sin que se les envíe periódico, pero que todavía están activas y asignadas a una ruta en espera de un arreglo de pago o algún otro acuerdo, dichas agencias no fueron visitadas durante el día de análisis y por ende no tomadas en cuenta en la medición del km descrito en la tabla anterior, sin embargo si se tomaran en cuenta a la hora de analizar las propuestas de mejora.

²³ Día 28/08/2012

²⁴ Ver anexo A8 para reporte parciales de GPS, reporte completos anexo disco “reportes generados para las rutas GPS”

La distancia total recorrida para visitar todas las agencias puestos fijos tomando en consideración la “Distancia Ortodrómica” es de 135.68 km, se necesitaría multiplicar por un factor de 1.204 para obtener una aproximación a la distancia real recorrida (se utiliza este factor debido a que los nodos “agencias puestos fijos” no están conectados por línea rectas si no carreteras). Esta distancia se utilizará como dato de entrada para la propuesta de mejora.

CAPÍTULO V. PROPUESTA DE RUTEO.

Después de haber realizado un estudio comparativo de algunos métodos de solución del problema de ruteo de vehículos, es posible obtener una mejor perspectiva y plantear propuestas para el problema de diseño de rutas de distribución que afronta la empresa de acuerdo con los modelos estudiados en el marco teórico. Debido al gran tamaño del problema la mejor manera de proceder es utilizar un enfoque basado en la heurística “asignar primero-rutear después”.

El modelo escogido denominado “Modelo A” consiste en una pequeña adaptación de la heurística localización, en la adaptación se asume que la demanda de cada agencia puesto fijo es de una unidad $w_i = 1$ con el objetivo de ignorar la capacidad de los vehículos, así pues se considera como restricciones para formar los cluster un número determinado de agencias puestos fijos “70”, es decir cada ruta de agencias puesto fijo no debe superar 70 clientes, el número de clusters debe ser igual al número de vehículos que la empresa tiene a disposición. El objetivo del modelo es formar rutas realizando la mejor asignación en términos de costo “distancia” entre cada agencia puesto fijo, al mismo tiempo asegurando que no haya una cantidad para excesiva de agencias puestos fijos en una sola ruta. Posteriormente encontrar órdenes óptimos de entrega mediante la ejecución de un TSP para cada cluster formado.

El planteamiento matemático puede ser visto de la siguiente manera:

$$\text{Minimizar } \sum_{j=1}^m f_j y_j + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \hat{c}_{ij} x_{ij} \quad (1)$$

$$\text{s. a. } \sum_{j=1}^m x_{ij} = 1, \quad \forall i = 1, \dots, n \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^n w_i x_{ij} \leq y_j * 70 \quad \forall j = 1, \dots, m \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^m y_j = 4 \quad (4)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \forall ij, i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m \quad (5)$$

$$y_j \in \{0, 1\}, \forall j = 1, \dots, m \quad (6)$$

Las restricción (3) asegura que cada cluster que se va formar no supere el número de 70 clientes, la restricción (4) establece que la sumatoria de todos los clusters a formarse debe ser igual al número de vehículos disponibles en este caso 4. El costo de escoger el cluster j se define como $f_j = c_{0j} + c_{j0}$, se utiliza dos tipos de costo para evaluar la inserción de cada agencia puesto fijo en cada ruta. El primer tipo de costo denominado STH por sus siglas en inglés (Seed Tour Heuristic) se define como el costo de insertar el cliente i en la ruta $(0, j, 0)$, es decir $\hat{C}_{ij} = c_{i0} + c_{ij} - c_{j0}$, como en las pruebas realizadas en el estudio comparativo.

El segundo tipo de costo denominado SCH por sus siglas en inglés (Seed Connection Heuristic), se define como el costo de ir de j a i y volver a j , de esta manera se tiene $\hat{C}_{ij} = c_{ij} + c_{ji}$, la diferencia entre este tipo de costo y el anterior descrito, es que este último sólo toma en cuenta la distancia entre cada cliente semilla y cada puesto fijo.

Debido a la gran cantidad de variables y por ende mayor tiempo de solución, que implicaría tomar todas las agencias puestos fijos como clientes semillas para formar los cluster, se toma en cuenta una cantidad considerable "74" clientes semillas, estos clientes semillas son elegidos aleatoriamente de cada una de las rutas actualmente formadas, es decir se elige aproximadamente 19 Agencias puestos fijos de cada ruta como posibles clientes semillas para la formación de clusters. Al igual que en las pruebas computacionales, en la primera parte del modelo "formación de cluster" el parámetro "Branch and Bound", se estableció en 0% garantizando que Open Solver encuentre la solución óptima.

El diseño a tamaño escala de la hoja de cálculo para realizar la primera fase del modelo A se presenta a continuación:

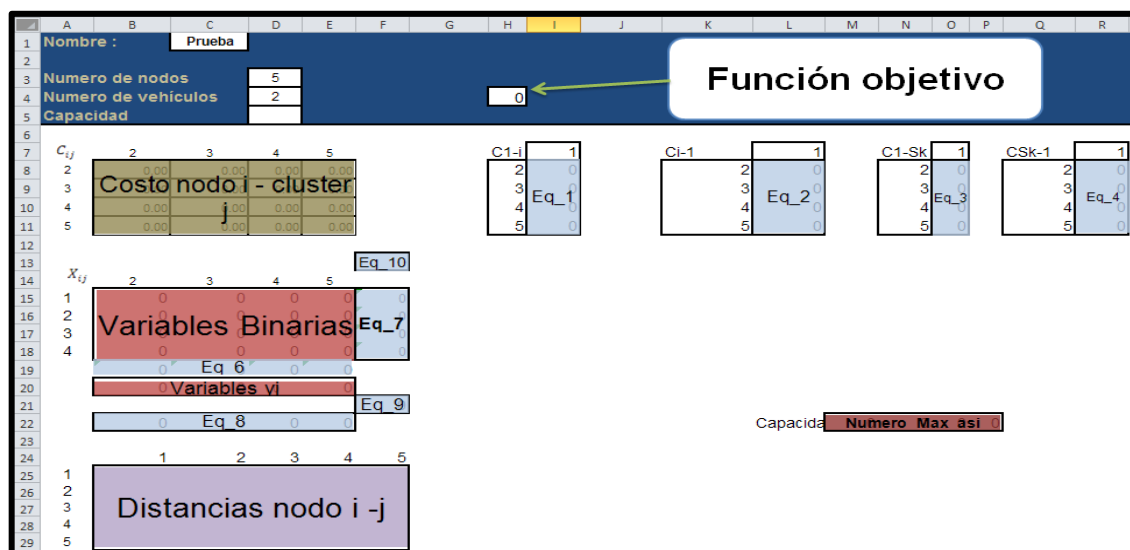


Figura 18: Implementación de la adaptación de la heurística de localización “Modelo A”. Fuente: elaboración propia.

Las fórmulas de la implementación del “modelo A” tamaño de la primera fase a escala en Microsoft Excel se encuentran en anexo A7, así como los parámetros en “premiun solver platform”, el modelo tamaño real ha sido añadido a anexo disco archivos “modelos la prensa”

La ejecución de la primera etapa del modelo A “formación de cluster o rutas”, se realizó 2 veces, una para cada tipo de costo de inserción propuesto. Los resultados de aplicación del modelo A se presentan a continuación:

Tabla 17. Resultados de la aplicación del modelo A

Modelo	Cientes Semillas	Variables	Restricciones	Solución Encontrada	Tiempo CPU (S)
Modelo A (STH) DO	74	19758	341	236	231
Modelo A (SCH) DO	74	19758	341	1155	545

Fuente: elaboración propia Ver anexo disco modelos LA PRENSA

Tabla 18. Número de clientes asignados por ruta propuesto

Modelo	Ruta 1006	Ruta 1007	Ruta 1008	Ruta 1009
Modelo A (STH) DO	56	70	70	70
Modelo A (SCH) DO	70	56	70	70

Fuente: elaboración propia

Resultados de la formación de cluster “modelo A”

Las tablas muestran los resultados de la primera fase del modelo “formación de cluster”, mediante los dos tipos de costos de inserción.

La segunda fase del modelo consiste en el ruteo de cada cluster mediante la ejecución de un TSP para cada ruta, asumiendo que se visitan todas las agencias pertenecientes a cada ruta, debido a que los vehículos no vuelven al diario “LA PRENSA” hasta el siguiente día, se estableció cualquier conexión desde cualquier agencia puesto fijo al diario “LA PRENSA” como $d = 0$.

La ejecución de cada TSP para cada ruta se llevó a cabo por los dos métodos estudiados, “formulación entera” y “representación genética”, de esta última se realizaron tres corridas y se eligió la mejor. De esta manera se determina el kilometraje total recorrido por todas las rutas. EL diseño de hoja de cálculo a tamaño escala para resolver cada TSP se encuentra en Anexo A5, el TSP real ejecutado para cada modelo se encuentra en Anexos disco modelos “LA PRENSA”. Se estableció los mismos parámetros para cada optimizador (Evolutionary Engine y Open Solver) ocupados en el estudio comparativo, a excepción del tiempo máximo de ejecución, el cual fue establecido en 900 segundos.

A continuación se presenta los resultados de la aplicación de cada TSP a cada ruta formada.

Tabla 19. Resultados en km de la Aplicación de TSP por formulación entera para cada ruta formada por cada modelo.

Modelo	Ruta 1006	Ruta 1007	Ruta 1008	Ruta 1009	Total
Modelo A (STH) DO	26.51	41.04	33.65	26.00	127.20
Modelo A (SCH) DO	35.22	46.19	27.64	46.83	155.88

Fuente: elaboración propia

Resultados de la solución de cada TSP para cada ruta en kilómetros. Ver anexo A7.1 Y A7.2 para detalles.

Tabla 20. Resultados en km de la Aplicación de TSP por representación genética, para cada ruta formada por cada modelo.

Modelo	Ruta 1006	Ruta 1007	Ruta 1008	Ruta 1009	Total
Modelo A (STH) DO	23.43	33.89	33.48	24.96	115.76
Modelo A (SCH) DO	27.92	37.79	24.86	30.97	121.54

Fuente: elaboración propia

Resultados de la solución de cada TSP para cada ruta en kilómetros. Ver anexo A7.3 y A7.4 para detalles.

Las tablas muestran el resultado en kilometraje para cada una de los modelos, utilizando los dos tipos de costo de inserción y resolviendo cada TSP por formulación entera y representación genética respectivamente. Según estos resultados la mejor función objetivo se obtiene resolviendo el modelo de asignación utilizando el costos de inserción “STH” y posteriormente la solución de cada TSP por representación genética. Los detalles de cada TSP se encuentran en Anexo A7.1 y A7.2

Así pues se elige como propuesta de distribución y orden de entrega los resultados arrojados por el modelo “*modelo A (SCH) DO*”. Según estos resultados la menor distancia recorrida, para entregar el periódico a cada una de las agencias puestos fijos asignadas por ruta es 115.76km (no real “*distancia ortodrómica*”), para establecer un aproximado a real se multiplica esta distancia

por un factor de 1.204²⁵ y se obtiene una distancia de 139.37 km, esto da a entender que efectivamente existe una oportunidad de mejora al actual diseño de ruta de distribución, en términos de reducción de distancia de aproximadamente 14.65 % y por lo tanto reducción de costos y tiempo recorrido por ruta si se aplicaran la propuesta. Es importante destacar que este 14.65% se obtiene asumiendo que se haya visitado todas las agencias puestos fijos para el día de análisis, por lo que es lógico pensar que los beneficios que se obtendrían serán mayores.

A continuación se muestra el diseño de rutas y orden de entrega propuestos por los resultados del mejor modelo “Modelo A (SCH) DO y TSP por representación genética” para el diario “LA PRENSA”.

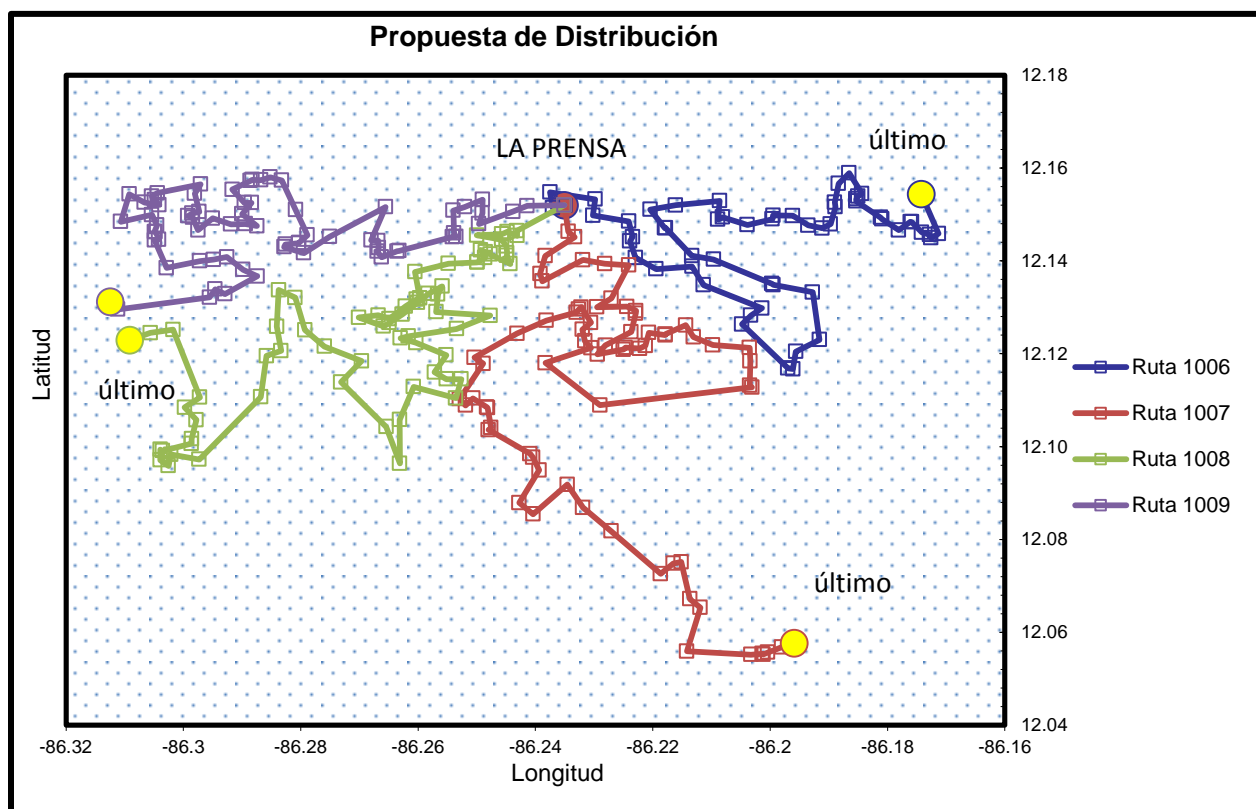


Figura 19. Diseño y orden de entrega propuesto diario “LA PRENSA”. Fuente: Elaboración Propia. Ver anexo Modelo “LA PRENSA”

²⁵ se utiliza este factor debido a que los nodos “agencias puestos fijos” no están conectados por línea rectas si no por carreteras.

CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.

5.1. Conclusiones.

Después de haber estudiado el diseño de rutas de distribución de periódico a agencias puestos fijos del diario “LA PRENSA” se puede concluir lo siguiente:

Se estudió un sistema general de distribución de periódico y posteriormente se identificó y describió el sistema de distribución de entrega de periódicos para agencias puestos fijos del diario “LA PRENSA”. El punto más importante a destacar es que aunque existen tiempos planificados para llevar a cabo la distribución del periódico, por el tipo de producto estos siempre variarían.

Se estudió algunos de los principales planteamientos del problema de ruteo de vehículos VRP, se determinó que desde el punto de vista aplicativo el modelo que mejor se ajusta a la distribución de periódico, consiste en un problema de ruteo de vehículos con restricciones de capacidad y distancia, donde las restricciones de distancia son transformadas a restricciones de tiempo (variable más importante en la entrega de periódico). Después de haber realizado un estudio comparativo se determinó que era posible modelar este problema en Microsoft Excel, pero que las soluciones arrojadas se desviaban en una gran porcentaje de la solución óptima a medida que el problema crecía, razón por la cual se concluyó que era conveniente modelar el problema basado en la heurística asignar primero- rutear después. Este enfoque consiste en formar las rutas primero tomando como función objetivo la distancia para posteriormente encontrar órdenes óptimos de entrega para cada ruta.

EL modelo propuesto para ayudar al diseño de rutas para agencias puestos fijos, el cual consiste en una pequeña adaptación de una de las heurísticas clásicas del VRP, parece ser lo adecuado por las siguientes razones:

- El *Modelo A (STH) DO* muestra un ahorro de hasta un 14.65% si se modela la segunda parte “ruteo” con Evolutionary Engine, por otro lado

si se ejecuta esta segunda parte por método exacto a través de Open Solver se obtendría un ahorro 6.22% durante el tiempo límite establecido. Esto da entender que efectivamente existe una buena posibilidad de mejorar el diseño de rutas de periódico para agencias puestos fijos, reducir los costos y el en consecuencia mejorar el nivel de servicio.

- Flexibilidad es otra de las razones por la que parece adecuado implementar el modelo. Debido a que no se requiere ningún conocimiento de programación matemática, bastaría tener conocimiento básico de Ms Excel y enseñar unos pocos comandos acerca de Open Solver y Evolutionary Engine (en caso que la empresa lo adquiriera), al operador logístico para ejecutar el modelo.

La aplicación de este modelo es una propuesta para sustituir el método actual basado meramente en intuición, los ahorros en términos económicos se verán reflejados en un futuro cercano. De una algo se puede estar seguro, a criterio del autor, la aplicación de este modelo heurístico siempre mejorara al método actual.

5.2. Recomendaciones.

Según los resultados obtenidos, a primera vista parece un ahorro interesante, si se implementa la propuesta, sin embargo resulta que si se quiere obtener una solución integral al problema, se recomienda invertir seriamente en esta área adquiriendo un Software logístico que permita administrar y optimizar una gran cantidad de datos así como ejecutar otros tipos de modelos. En caso que no suceda lo anterior mencionado se recomienda desarrollar al menos un "*Decision Support Systems*" dentro de Microsoft Excel, que permita la ejecución automática del modelo propuesto y la obtención de los resultados del mismo.

El decision support systems anteriormente mencionado se puede llevar a cabo usando Open Solver, el cual es completamente gratuito y puede ser ejecutado directamente desde un código VBA, sin embargo debido a que Open

Solver sólo resuelve modelos lineales y enteros, esto implicaría resolver la segunda parte del modelo “Ruteo” por método exacto y lo anterior es costoso en términos de tiempo, si se quiere obtener buenas soluciones.

Por el otro Evolutionary Engine ofrece mejores resultados en menor tiempo para resolver esta segunda fase, pero más importante ofrece una mayor flexibilidad tanto para modelar este problema como otros. Por ejemplo con Evolutionary Engine es posible añadir una ponderación a clientes que se les quiera entregar primero que otros, manteniendo la misma función objetivo *“minimizar la distancia recorrida”*. El costo de Premiun Solver Platform ronda los U \$ 995, el cual contiene una serie de optimizadores incluyendo Evolutionary Engine. Un precio razonable para una empresa como el diario “LA PRENSA”.

En caso que se no se adquiriera un software o no se lleve a cabo la realización del “Decision Support Systems”, se recomienda llevar a cabo el *“Modelo A (SCH) DO”* utilizando Open Solver al menos una vez al mes, tomando en cuenta todas las agencias activas. Open Solver es completamente gratuito y bastaría enseñar al operador logístico cómo utilizar el mismo y cómo crear el modelo en Microsoft Excel. En el caso de que no se les entregue a algunas agencias puestos fijos tomadas en cuenta a la hora de optimizar el orden de entrega, no afectaría mucho, debido a que la optimización del orden de entrega está basada en encontrar las agencias más cercanas unas de otras.

BIBLIOGRAFÍA

- [1]. **Eraslan, Ergün and Derya, Tusan**(. Daily newspaper distribution planning with integer programming: an. *Transportation Planning and Technology* . 04 August 2010. Vol. 33, 5, págs. 423 — 433.
- [2]. **R. Russell, W. Chiang, D. Zepeda**, Integrating multi-product production and distribution in newspaper logistics *Computers & Operations Research* 35 (5), 2008, pp.1576-1588.
- [3]. **Arunya Boonkleaw, Nanthi Suthikarnnarunai, Rawinkhan Srinon**. Strategic Planning and Vehicle Routing Algorithm for Newspaper Delivery Problem:Case study of Morning Newspaper,Bangkok, Thailand. *Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science*. San Francisco, USA : s.n., October de 2009.
- [4]. **A.E. Carter, C.T. Ragsdale**, Scheduling pre-printed newspaper inserts using genetic algorithms. *Omega* 30, 2002. pp.415-421
- [5]. **S.H. Song, K.S. Lee, G.S. Kim**, A Practical approach to solving a newspaper logistics problem using a digital map. *Computers & Industrial Engineering* 43 (1/2), 2002, pp.315-330.
- [6]. **S. Ree, B.S Yun**, A two-stage heuristic approach for the newspaper delivery problem, *Computers &Industrial Engineering* 30 (3), 1996, pp. 501-509.
- [7]. **A.P. Hurter, M. Van Buer**, The Newspaper Production/Distribution Problem: Medium Sized Newspaper, *The Journal of Business Logistics*, 17(1), 1996, pp. 85-108.
- [8]. **Systems, Frontline**. Risk Solver Platform User Guide .
- [9]. **Mason, Andrew**. OpenSolver for Excel. [En línea] [Citado el: 1 de Abril de 2012.] <http://opensolver.org/>.
- [10]. **Libre, Wikipedia La enciclopedia**. Wikipedia La enciclopedia Libre. [En línea] http://es.wikipedia.org/wiki/Google_Earth.
- [11]. **Hillier, Frederick S**. *Introduccion a la investigacion de operaciones novena edición*. Mexico : Mc Graw hill, 2010. págs. 23-30 ; 428-480.
- [12]. **Libre, Wilkipedia Enciclopedia**. Wilkipedia Enciclopedia Libre. [En línea] http://es.wikipedia.org/wiki/Programación_con_restricciones
; http://es.wikipedia.org/wiki/Programación_lineal.

- [13]. **HERNÁNDEZ, CARLOS SUÁREZ.** SOLUCIÓN AL PROBLEMA DE DISEÑO DE TERRITORIOS COMERCIALES Y RUTEO DE VEHÍCULOS. 2010. págs. 16-18.
- [14]. **Solvers, Frontline.** Frontline Solvers. [En línea] <http://www.solver.com/probtype3.htm>.
- [15]. **Flores., Abel Franco.** Estudio comparativo de Algoritmos Genéticos y Algoritmos de Búsqueda Tabú para la resolución del Flow Shop Problem. 2009. págs. 32-35 ;.
- [16]. The Traveling Salesman Problem. [En línea] <http://www.tsp.gatech.edu/>.
- [17]. **Ragsdale, Cliff T.** *Spreadsheet Modeling & Decison Analysis 5e, A Practical Introduction to Management Science.* s.l. : Thomson Custom Solutions. págs. 385-389.
- [18]. *TSP in Spreadsheets – a Guided Tour.* **Rasmussen, Rasmus.** s.l. : International Review of Economics Education, págs. 1-17.
- [19]. **Carter, Arthur E. Cliff T. Ragsdale.** Design and Application of Genetic Algorithms for the Multiple Traveling Salesperson Assignment Problem. Virginia United States : s.n., 2003. págs. 1-18.
- [20]. **A, Olivera.** Heurísticas para Problemas de Ruteo de Vehiculos. *Instituto de Computacion. Facultad de Ingenieria, Universidad de la Republica.* Montevideo Uruguay : s.n., 2004. págs. 1-20 ; 47-48.
- [21]. *The multiple traveling salesman problem: an overview of formulation and solution procedures.* **Tolga Bektas, Department of Industrial Engineering, Baskent University, Baglica Kampusu, Eskisehir Yolu 20. km., 06530 Ankara, Turkey.**
- [22]. **Cámara, José Rubén Gómez.** DISEÑO DE UN SISTEMA DE RECOGIDA DE RESIDUOS URBANOS:ENFOQUE MULTIOBJETIVO Y USO DE METAHEURÍSTICOS. Burgos : s.n., Febrero 2010. págs. 53-64.
- [23]. VRP web de Networking and emerging Optmization. [En línea] AUREN and the Languages and Computation Sciences department of the University of Málaga by Bernabé Dorronsoro Díaz . <http://neo.lcc.uma.es/radi-aeb/WebVRP/>.

- [24]. **ROBLES, JAMES TOMALÁ y VILLA, JOHNNY PINCAY.** DISEÑO DE UN SISTEMA DE SOPORTE DE DECISIONES PARA RESOLVER EL PROBLEMA DE RUTEO EN UN SERVICIO DE COURIER. *Guayaquil - Ecuador.* 2010. págs. 1-5.
- [25]. **Martí, Rafael.** Procedimientos Metaheurísticos en Optimización Combinatoria. págs. 1-3.
- [26]. **Vega, Rafael Grosso de la.** CÁLCULO DE RUTAS DE VEHÍCULOS DE REPARTO EN UNA CIUDAD CON VENTANAS TEMPORALES DE ACCESO. 2010. págs. 36-44.
- [27]. **Wiston, Wayne L.** *Microsoft Excel Data Analysis and Business Modeling.* s.l. : Microsoft , 2011. págs. 297-298.
- [28]. **P. LARRANAGA, C.M.H. KUIJPERS, R.H. MURGA, I. INZA and S. DIZDAREVIC.** Genetic Algorithms for the Travelling Salesman Problem: A Review of Representations and Operators. *Artificial Intelligence Review* 13: 129–170, 1999.
- [29]. **KARA, Imdat.** Two Indexed Polynomial Size formulation For Vehicles Routing Problems. Ankara Turkiye : s.n., 2008. págs. 1-19.
- [30]. <http://www.coin-or.org/SYMPHONY/branchandcut/VRP/data/F/>.
- [31]. **Rehn, Jonas.** Information Flow and Physical Distribution Planning in Newspaper Delivery. December 2001. págs. 5-13.
- [32]. http://www.or.deis.unibo.it/research_pages/ORinstances/VRPLIB/VRPLIB.html
- [33]. **Pochet, Yves y Wolsey, Laurence A.** *Production Planning by Mixed Integer Programming.* s.l. : Springer Series in Operations Research and Financial Engineering, 2006. págs. 78-85.
- [34]. **WET, MARTIN DE.** Optimisation of a Distribution Network. October de 2010. págs. 22-31.

ANEXOS

Anexo A1: Implementación del CVRP tamaño escala en Microsoft Excel “Método exacto”.

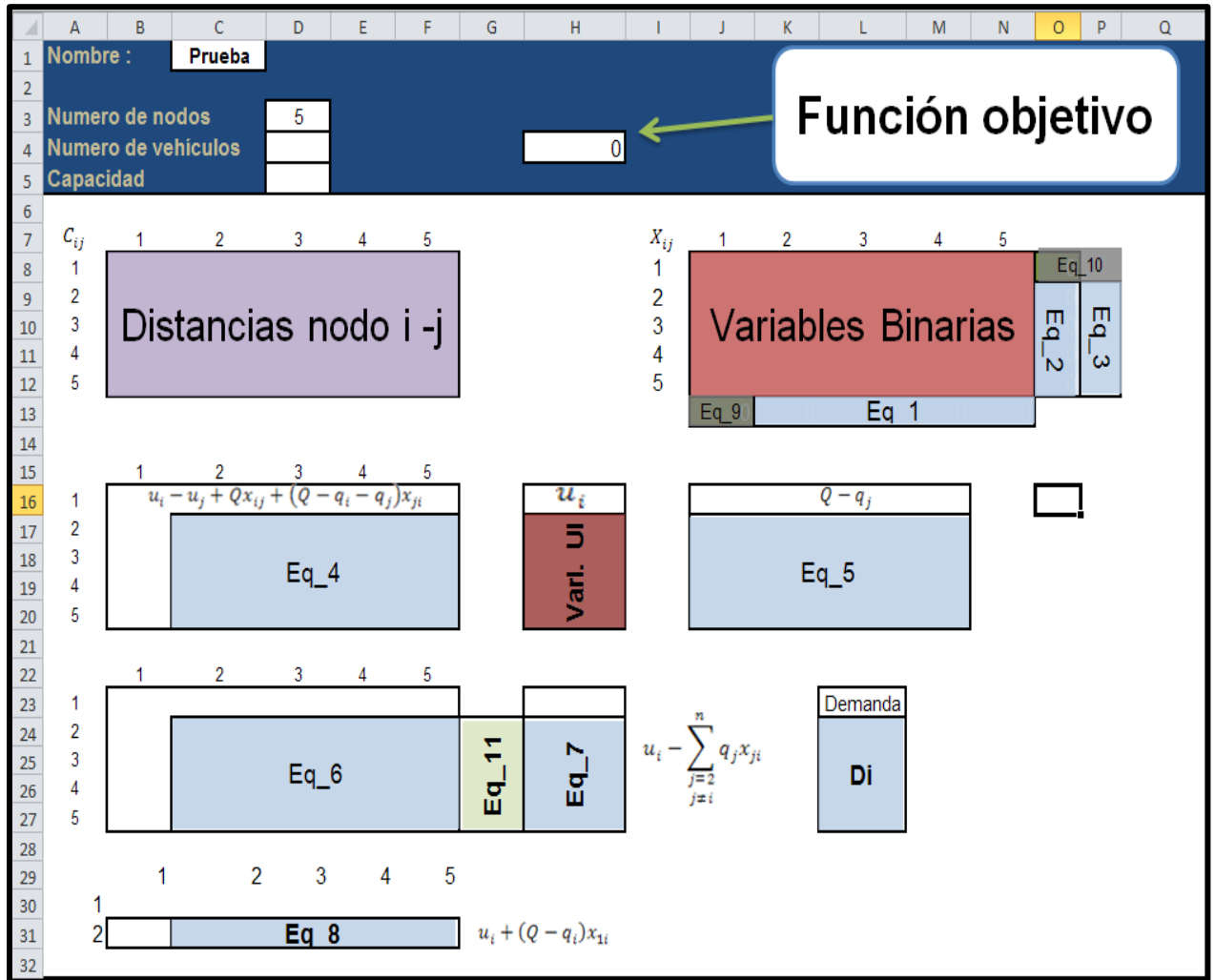


Figura A1: Modelo del CVRP con 5 nodos.

Parámetros para la figura A1

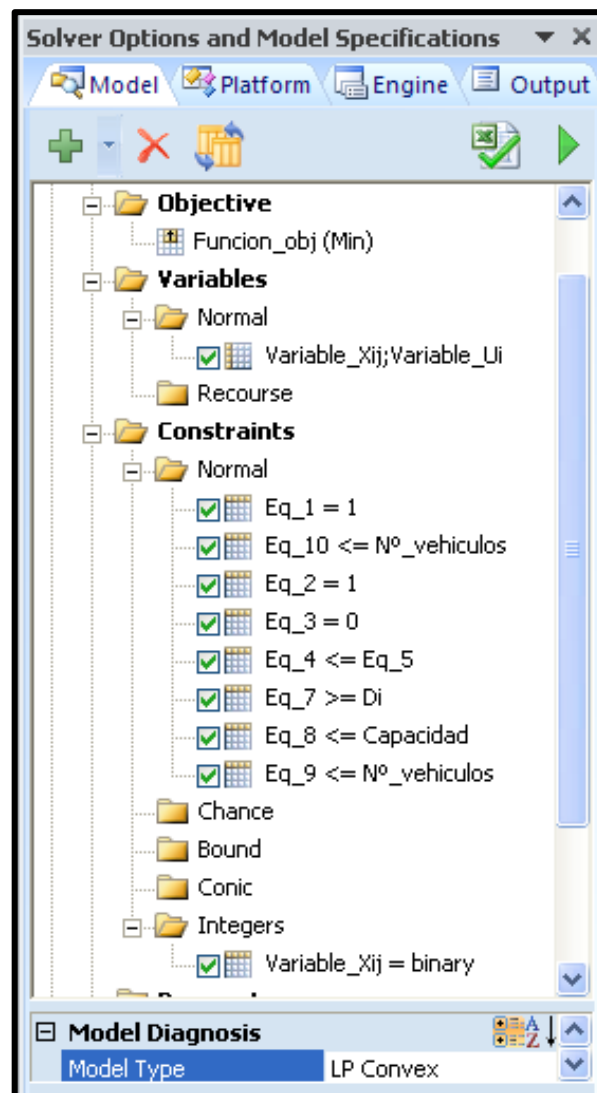


Tabla A1: Formulas para la implementación del CVRP en Microsoft Excel “Método Exacto”. Ver figura A1.

Celda	Formula	Copiar	Nombre
J8:N12	-	-	Variable_Xij
D5	-	-	Capacidad
H17:H20	-	-	VariableUi
D4	-	-	Nº_vehiculos
B8:F12	-	-	Cij
L23:L27	-	-	Demanda
L24:L27	-	-	Di
H16:H20	-	-	Ui
H4	=SUMAPRODUCTO(Cij;Variable_Xij)	-	Funcion_obj
K13	=SUMA(K8:K12)	K13:N13	Eq_1
O9	=SUMA(J9:N9)	O9:O12	Eq_2
P9	=INDICE(Variable_Xij;I9;I9)	P9:P12	Eq_3
C17	=((INDICE(Ui;\$A17)- INDICE(Ui;C\$15))+(Capacidad*INDICE(Variable_Xij;\$I9;K\$7)))+((Capacidad- INDICE(Demanda;\$A17)- INDICE(Demanda;C\$15))*INDICE(Variable_Xij;K\$7;\$I9))	C17:F20	Eq_4
J17	=Capacidad-INDICE(Demanda;C\$15)	J17:M20	Eq_5
C24	=INDICE(Demanda;C\$22)*INDICE(Variable_Xij;K\$7;\$I9)	C24:F27	Eq_6
H24	=INDICE(Ui;\$A24)-INDICE(\$G\$23:\$G\$27;\$A24)	H24:H27	Eq_7
C31	=INDICE(Ui;C\$29)+((Capacidad-	C31:F31	Eq_8

	INDICE(Demanda;C\$29))*INDICE(Variable_Xij;\$1\$8;K\$7))	
J13	=SUMA(J9:J12)	- Eq_9
O8	=SUMA(K8:N8)	- Eq_10
G24	=SUMA(C24:F24)	G24:G27 Eq_11

Anexo A2: Implementación del CVRP tamaño escala en Microsoft Excel “Representación Genética”.

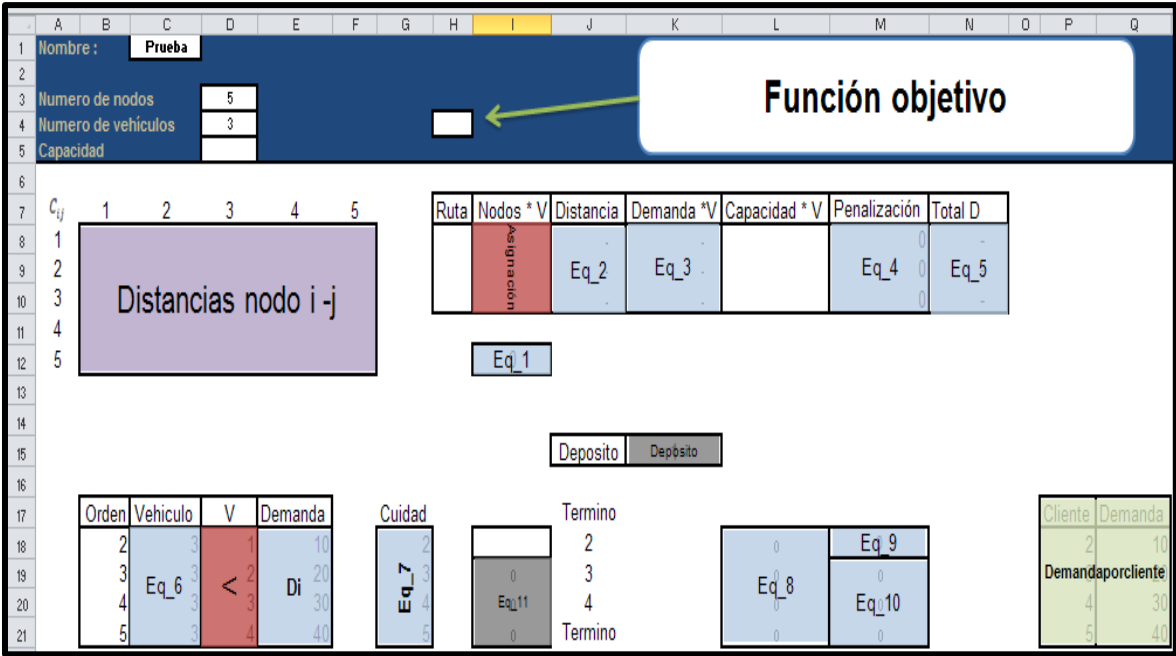


Figura A2: Representación Genética del CVRP con 5 nodos y 3 vehículos.

Parámetros para la figura A2

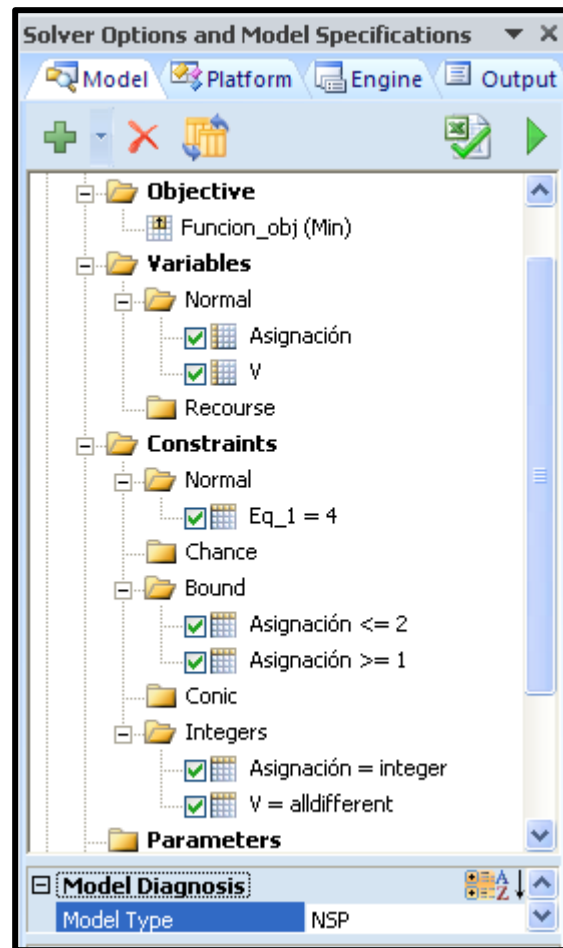


Tabla A2: Formulas para la implementación del CVRP en Microsoft Excel “Representación Gentílica “. Ver figura A2

Celda	Formula	Copiar	Nombre
B8:F12	-	-	Cij
H4	=SUMA(Eq_5)	-	Funcion_obj
I8:I10	-	-	Asignación
L24:M28	-	-	Demandaporcliente
K15	-	-	Deposito
D18:D21	-	-	V
G18	=D18+1	G18:G21	Cuidad
E18	=CONSULTAV(G18;Demandapor cliente;2;FALSO)	E18:E21	Di
I12	=SUMA(Asignación)	-	Eq_1
J8	=SUMAR.SI(Eq_6;H8;\$I\$18:\$I\$21)+SUMAR.SI(Eq_6;H8;Eq_8)+SUMAR.SI(Eq_6;H8;\$M\$18:\$M\$21)	J8:J10	Eq_2

K8	=SUMAR.SI(Eq_6;H8;D1)	K8:K10	Eq_3
M8	=SI(K8>L8;1000;0)	M8:M10	Eq_4
N8	=M8+J8	N8:N10	Eq_5
C18	=SI(D18<=\$I\$8;1;SI(D18<=SUMA(\$I\$8:\$I\$9);2;3))	C18:C21	Eq_6
G18	=D18+1	G18:G21	Eq_7
L18	=SI(J18="Termino";INDICE(C1j;G18;\$K\$15);0)	L18:L21	Eq_8
M18	=INDICE(C1j;K15;G18)	-	Eq_9
M19	=SI(J18="Termino";INDICE(C1j;\$K\$15;G19);0)	M19:M21	Eq_10
I19	=SI(J18="termino";0;INDICE(C1j;G18;G19))	I19:I21	Eq_11

NOTA: La implementación del problema de ruteo de vehículos con restricciones de distancia y capacidad, es la misma que el CVRP sólo faltaría agregar una penalización a cada vehículo si la distancia recorrida supera la restricción. Para implementar el “m TSP” no se agregarían penalizaciones.

Anexo A3: Implementación de la heurística GAP tamaño escala en Microsoft Excel.

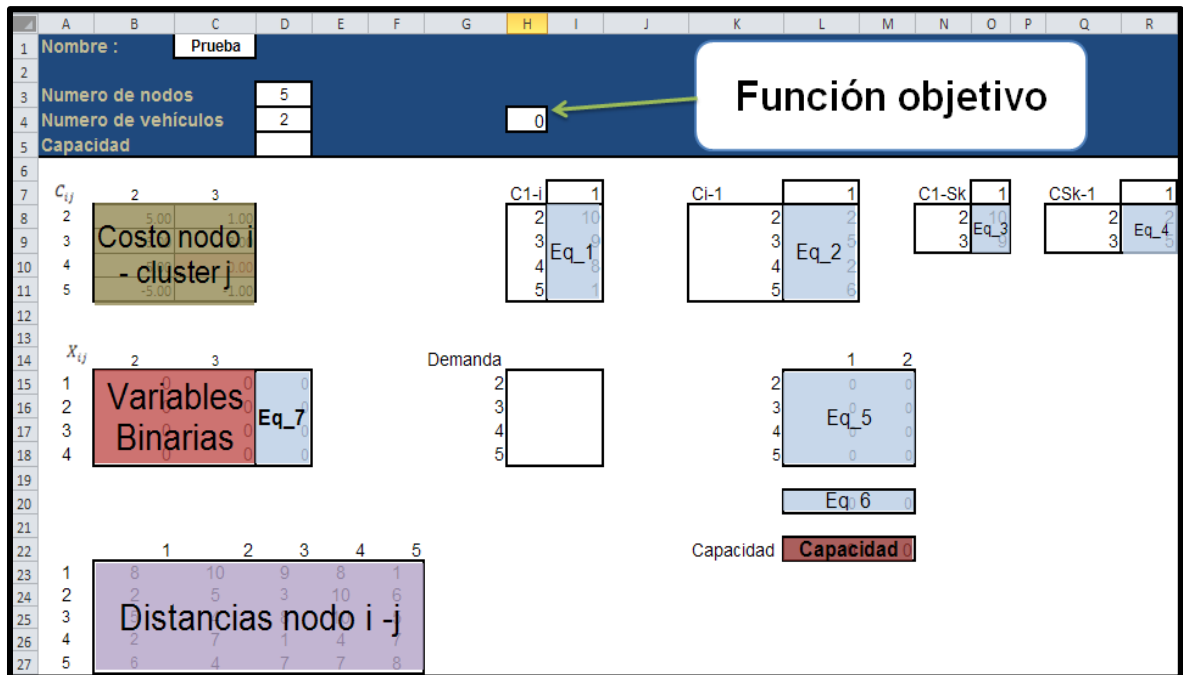


Figura A3: Heurística GAP con 5 nodos y 2 vehículos.

Parámetros para la figura A3

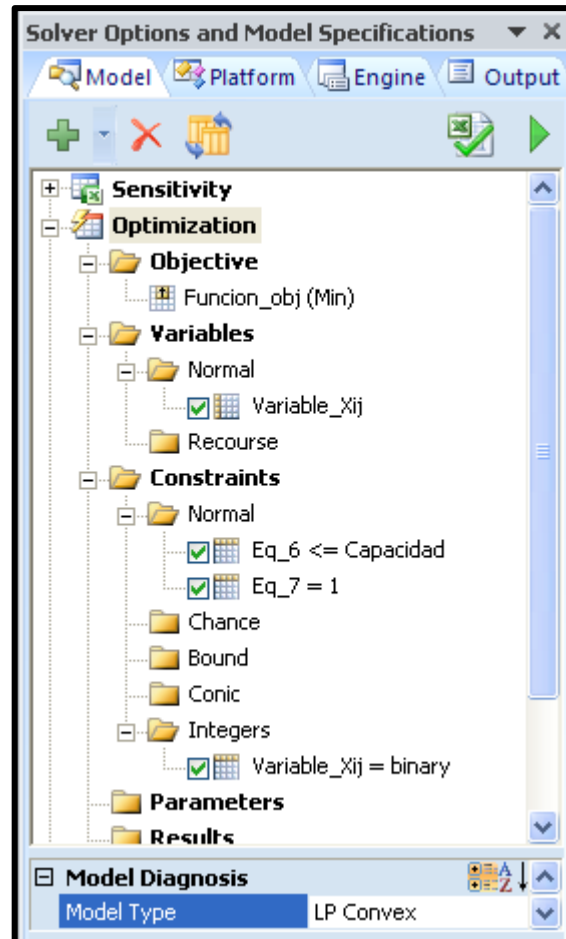


Tabla A3: Formulas para la implementación de la heurística GAP en Microsoft Excel. Ver Figura A3

Celda	Formula	Copiar	Nombre
B23:F27	-	-	Dij
B8:C11	-	-	Cij
H15:I18	-	-	Demanda
L22:M22	-	-	Capacidad
H4	=SUMAPRODUCTO(Cij;Variable_Xij)	-	Funcion_obj
B15:C18	-	-	Variables_xij
Q7:R11	-	-	GAP_CSk1
K7:L11	-	-	GAP_Ci1
N7:O11	-	-	GAP_C1Sk
H7:I11	-	-	GAP_C1i
I8	=INDICE(Dij;\$I\$7:H8)	I8:I11	Eq_1
L8	=INDICE(Dij;K8;\$L\$7)	L8:L11	Eq_2
O8	=INDICE(Dij;\$O\$7:N8)	O8:O9	Eq_3
R8	=INDICE(Dij;Q8;\$R\$7)	R8:R9	Eq_4
L15	=INDICE(\$B\$14:\$C\$18;\$K15:L\$14)*INDICE(\$H\$14:\$I\$18;\$K15:L\$14)	L15:M18	Eq_5
L20	=SUMA(L15:L18)	L20:M20	Eq_6
D15	=SUMA(B15:C15)	D15:D18	Eq_7

Anexo A4: Implementación de la heurística de Localización tamaño escala en Microsoft Excel.

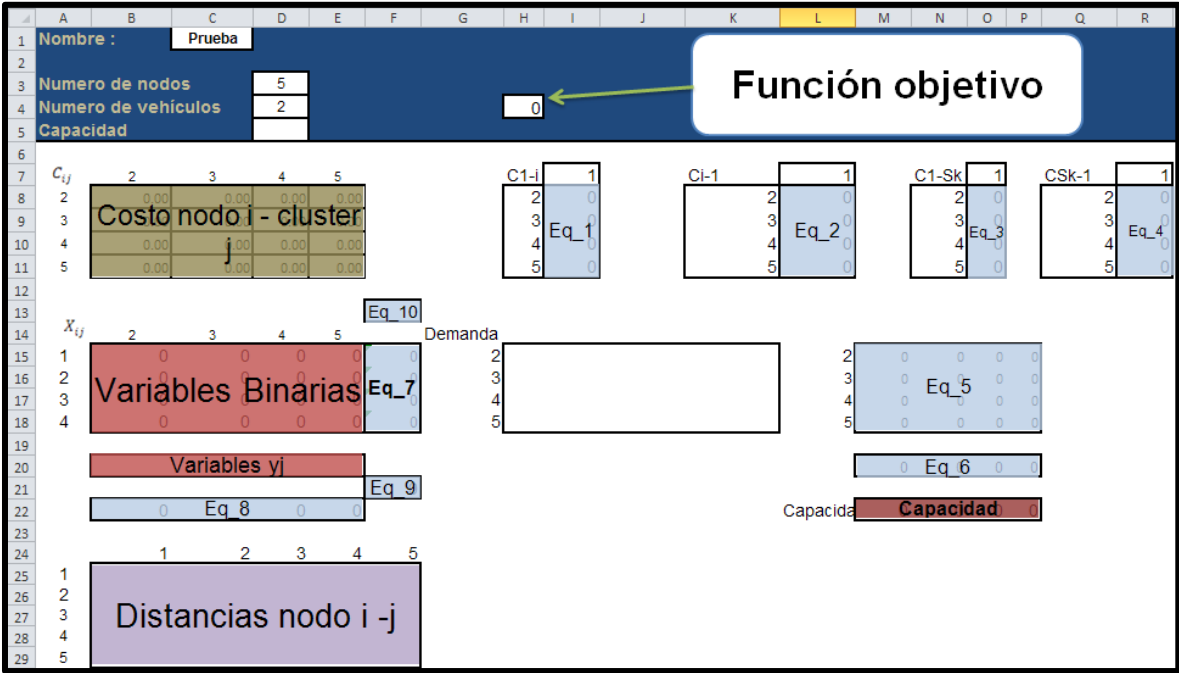


Figura A4: Heurística de Localización con 5 nodos y 2 vehículos.

Parámetros para la figura A4

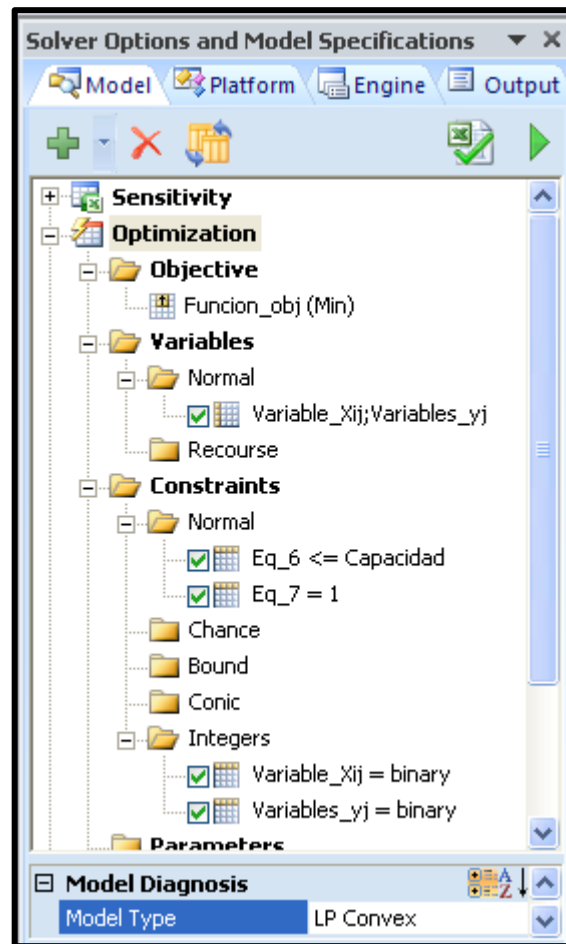


Tabla A4: Formulas para la implementación de la heurística “Localización” en Microsoft Excel. Ver Figura A4

Celda	Formula	Copiar	Nombre
B25:F29	-	-	Dij
B8:E11	-	-	Cij
H15:K18	-	-	Demanda
M22	=INDICE(Variables_yj;M23)*\$D\$5	M22:P22	Capacidad
H4	=F13+F21	-	Funcion_obj
B15:E18	-	-	Variables_xij
Q7:R11	-	-	GAP_CSk1
K7:L11	-	-	GAP_Ci1
N7:O11	-	-	GAP_C1Sk
H7:I11	-	-	GAP_C1i
D5	-	-	C_
B20:E20	-	-	Variables_yj
I8	=INDICE(Dij;\$I\$7;H8)	I8:I11	Eq_1
L8	=INDICE(Dij;K8;\$L\$7)	L8:L11	Eq_2
O8	=INDICE(Dij;\$O\$7;N8)	O8:O11	Eq_3
R8	=INDICE(Dij;Q8;\$R\$7)	R8:R11	Eq_4
M15	=INDICE(\$B\$14:\$C\$18;\$K15;L\$14)*INDICE(\$H\$14:\$I\$18;\$K15;L\$14)	M15:P18	Eq_5
M20	=SUMA(L15:L18)	M20:P20	Eq_6

F15	=SUMA(B15:C15)	F15:F18	Eq_7
B22	=2*INDICE(\$O\$7:\$O\$11;B23)	B22:E22	Eq_8
F21	=SUMAPRODUCTO(VARIABLES_Y;Eq_8)	-	Eq_9
F13	=SUMAPRODUCTO(Cij;Variable_Xij)	-	Eq_10

Anexo A5: Implementación de TSP con restricciones de Tucker tamaño escala en Microsoft Excel.

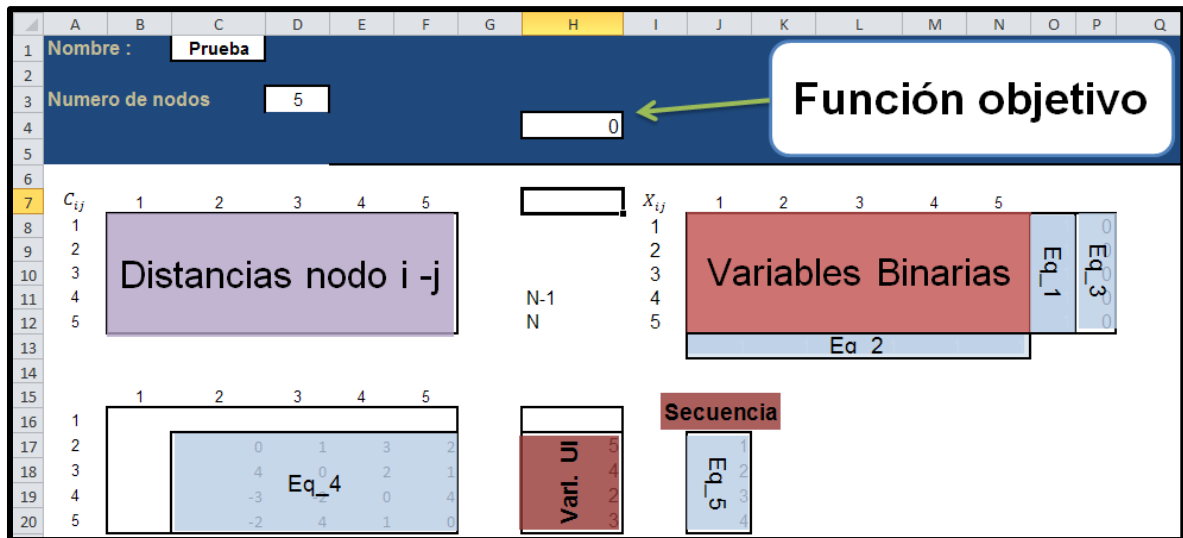


Figura A5: El Problema del Agente Viajero con MTZ restricciones.

Parámetros para la figura A5

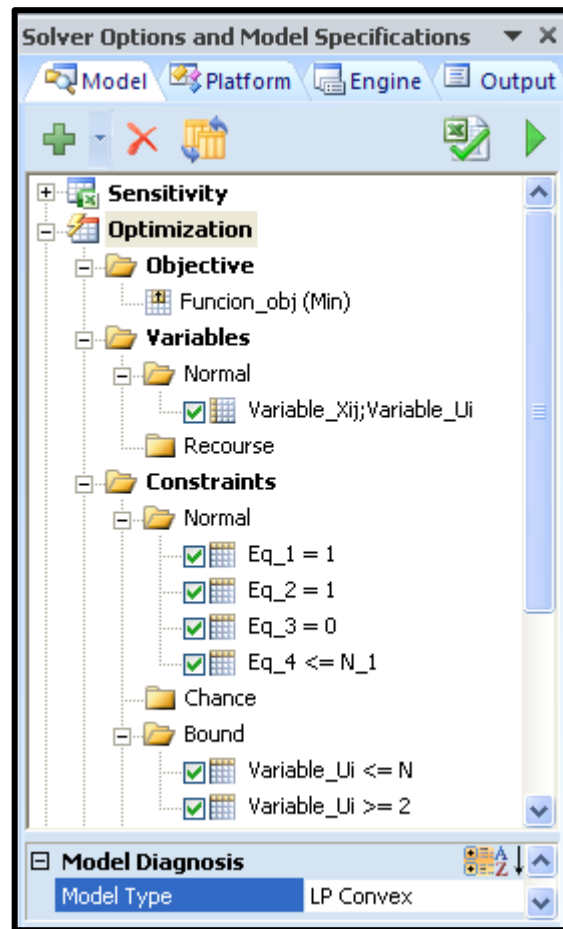


Tabla A5: Formulas para la implementación del TSP con MTZ restricciones en Microsoft Excel. Ver Figura A5

Celda	Formula	Copiar	Nombre
B8:F12	-	-	Cij
H16:H20	-	-	Ui
J8:N12	-	-	Variable_Xij
H17:H20	-	-	Variable_Ui
H4	-	-	Funcion_obj
I12	-	-	N
I11	-	-	N_1
J13	=SUMA(J8:J12)	J13:N13	Eq_1
O8	=SUMA(J8:N8)	O8:O12	Eq_2
P8	=INDICE(Variable_Xij;I8;I8)	P8:P12	Eq_3
C17	=INDICE(Ui;\$A17)-INDICE(Ui;C\$15)+INDICE(Variable_Xij;\$I9;K\$7)*N	C17:F20	Eq_4
J7	=COINCIDIR (H17;Variable_Ui;0)	J7:J20	Eq_5

Anexo A6: Implementación de TSP con representación genética tamaño escala en Microsoft Excel.

Desde	A	Distancia
0	A	0
4	A	0
3	A	0
2	A	0
1	A	0

c_{ij}	0	1	2	3	4
0					
1					
2					
3					
4					

Figura A6: El Problema del Agente Viajero por representación genética.

Parámetros para la figura A6

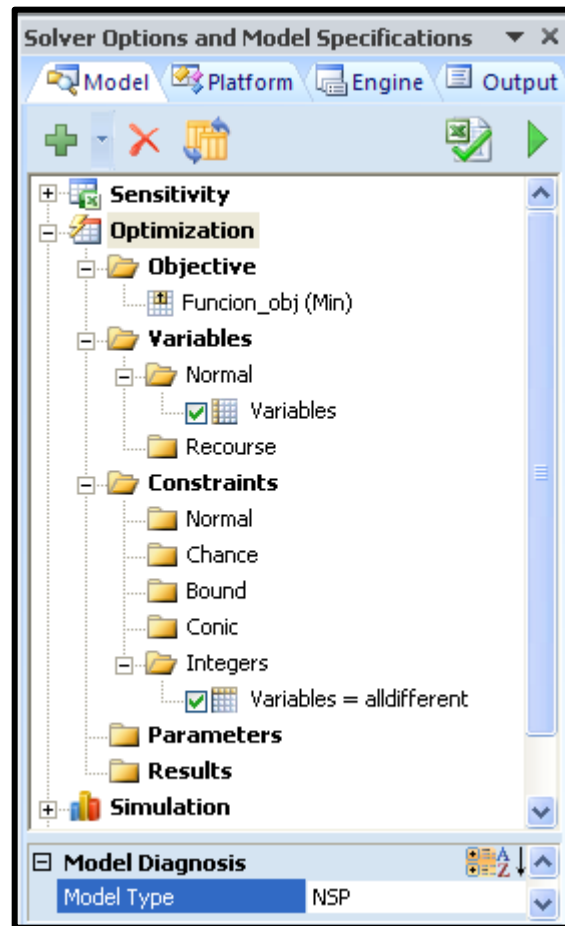


Tabla A6: Formulas para la implementación del TSP con evolutionary engine en Microsoft Excel. Ver Figura A5

Celda	Formula	Copiar	Nombre
J8:N12	-	-	Cij
H4	-	-	Funcion_obj
C8:C11	-	-	Variables
D8	=INDICE(Cij;B8+1;C8+1)	D8:D12	Eq_1

Tabla A6.1: solución de cada TSP por formulación entera formado con la heurística GAP modelo “Augerat 19 Clientes y 2 vehículos”.

TIPO: Augerat 19 Clientes y 2 vehículos. TSP para cada cluster GAP					
	Clientes	Variables	Restricciones	Solución encontrada	Tiempo CPU (s)
TPSK 1	10	131	133	129	3
TSPK 2	8	89	91	102	5

Fuente: elaboración propia (ver archivo pruebas computacionales)

Tabla A6.2: solución de cada TSP por método exacto formado con la heurística Localización modelo “Augerat 19 Clientes y 2 vehículos”.

TIPO: Augerat 19 Clientes y 2 vehículos. TSP para cada cluster Localización					
	Clientes	Variables	Restricciones	Solución encontrada	Tiempo CPU (s)
TPSK 1	8	89	91	93	5
TSPK 2	10	131	133	126	6

Fuente: elaboración propia (ver archivo pruebas computacionales)

Tabla A6.3: solución de cada TSP por método exacto formado con la heurística GAP modelo “Fisher 45 clientes y 4 vehículos”.

TIPO: Fisher 45 Clientes y 4 vehículos. TSP para cada cluster GAP					
	Clientes	Variables	Restricciones	Solución encontrada	Tiempo CPU (s)
TPSK 1	12	181	183	236.3	21
TSPK 2	19	419	421	391.1	79
TSPK 3	5	41	43	134.6	5
TSPK 4	8	89	91	157.3	10

Fuente: elaboración propia (ver archivo pruebas computacionales)

Tabla A6.4: solución de cada TSP por método exacto formado con la heurística Localización modelo “Fisher 45 clientes y 4 vehículos”.

TIPO: Fisher 45 Clientes y 4 vehículos. TSP para cada cluster Localización					
	Clientes	Variables	Restricciones	Solución encontrada	Tiempo CPU (s)
TSPK 1	10	131	133	128.9	14
TSPK 2	8	89	91	147.5	4
TSPK 3	18	379	381	194.3	1800 ¹
TSPK 4	8	89	91	285.5	4

Fuente: elaboración propia (ver archivo pruebas computacionales)

¹ solución encontrada después de 1800 segundos.

Tabla A6.5: solución de cada TSP por método exacto formado con la heurística GAP modelo “Fisher 72 clientes y 4 vehículos”.

TIPO: Fisher 72 Clientes y 4 vehículos TSP para cada cluster GAP					
	Clientes	Variables	Restricciones	Solución encontrada	Tiempo CPU (s)
TSPK 1	8	89	91	69.1	18
TSPK 2	15	271	273	48.4	39
TSPK 3	26	755	757	94.2	50
TSPK 4	22	551	553	57.4	93

Fuente: elaboración propia (ver archivo pruebas computacionales)

Tabla A6.6: solución de cada TSP por método exacto formado con la heurística localización modelo “Fisher 72 clientes y 4 vehículos”.

TIPO: Fisher 72 Clientes y 4 vehículos TSP para cada cluster Localización					
	Clientes	Variables	Restricciones	Solución encontrada	Tiempo CPU (s)
TSPK 1	8	89	91	69.1	11
TSPK 2	15	271	273	48.4	22
TSPK 3	24	649	651	63.2	480
TSPK 4	24	649	651	68.6	1800 ¹

Fuente: elaboración propia (ver archivo pruebas computacionales)

¹ solución encontrada después de 1800 segundos.

Anexo A7: Detalles de los parámetros del “Modelo A” “LA PRENSA”

Tabla A7: Formulas para la implementación de la primera fase del “modelo A” en Microsoft Excel. Ver Figura 18

Celda	Formula	Copiar	Nombre
B25:F29	-	-	Dij
B8:E11	-	-	Cij
H15:K18	-	-	Demanda
M22	=INDICE(Variables_yj;M23)*70	M22:P22	Numero_Max_asi
H4	=F13+F21	-	Funcion_obj
B15:E18	-	-	Variables_xij
Q7:R11	-	-	GAP_CSk1
K7:L11	-	-	GAP_Ci1
N7:O11	-	-	GAP_C1Sk
H7:I11	-	-	GAP_C1i
B20:E20	-	-	Variables_yj
I8	=INDICE(Dij;\$I\$7:H8)	I8:I11	Eq_1
L8	=INDICE(Dij;K8;\$L\$7)	L8:L11	Eq_2
O8	=INDICE(Dij;\$O\$7;N8)	O8:O11	Eq_3
R8	=INDICE(Dij;Q8;\$R\$7)	R8:R11	Eq_4
B19	=SUMA(B15:B18)	B19:E19	Eq_6
F15	=SUMA(B15:C15)	F15:F18	Eq_7

B22	=2*INDICE(\$O\$7:\$O\$11;B23)	B22:E22	Eq_8
F21	=SUMAPRODUCTO(Variables_yj;Eq_8)	-	Eq_9
F13	=SUMAPRODUCTO(Cij;Variable_Xij)	-	Eq_10

Parámetros para la figura 18

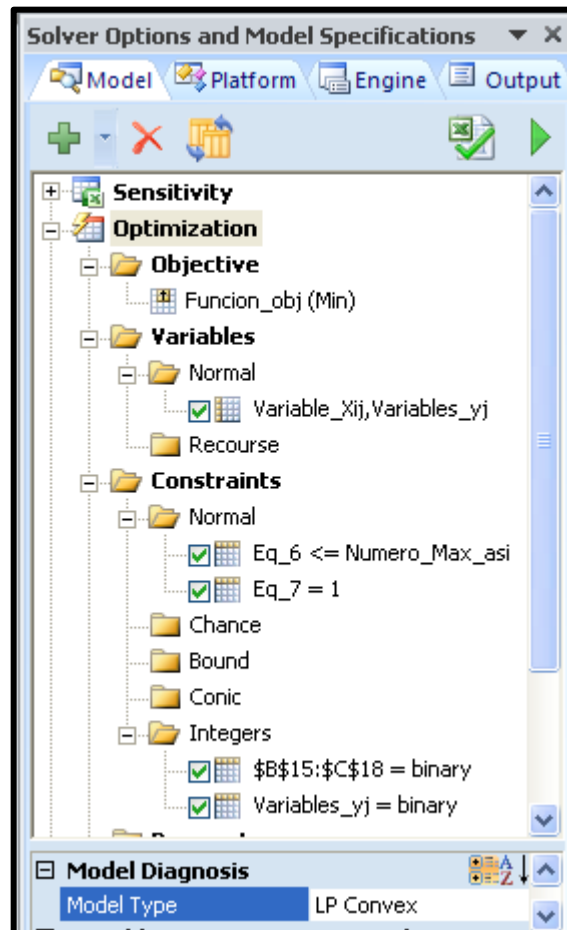


Tabla A7.1: Solución de cada TSP por formulación entera, formado por el “Modelo A (STH) DO”. Parámetro “branch and bound tolerance” establecido en 0%, tiempo máximo de ejecución establecido en 900 segundos.

TIPO: Detalles de cada TSP por formulación entera “Modelo A (STH) DO”.					
	Agencias P.F.	Variables	Restricciones	Solución encontrada	Tiempo CPU (s)
Ruta 1006	56	3305	3307	26.51	900 ¹
Ruta 1007	70	5111	5253	41.04	900 ¹
Ruta 1008	70	5111	5253	33.65	900 ¹
Ruta 1009	70	5111	5253	26.00	900 ¹

Fuente: elaboración propia (ver archivo pruebas computacionales)

¹ solución encontrada después de 900 segundos.

Tabla A7.2: solución de cada TSP por representación genética formado por el “Modelo A (STH) DO”. Parámetros “Max Time without Improvement” = 90 segundos, tasa de mutación = 0.5 y población igual a = 100, tiempo máximo de ejecución establecido en 900 segundos.

TIPO: Detalles de cada TSP por representación genética “Modelo A (STH) DO”.					
	Clientes	Variables	Restricciones	Solución encontrada	Tiempo CPU (s)
Ruta 1006	56	56	1	23.43 ¹	162
Ruta 1007	70	70	1	33.89 ¹	216
Ruta 1008	70	70	1	33.48 ¹	184
Ruta 1009	70	70	1	24.96 ¹	211

Fuente: elaboración propia (ver archivo pruebas computacionales)

¹ mejor solución encontrada después de tres pruebas.

Tabla A7.3: Solución de cada TSP por formulación entera, formado por el “Modelo A (SCH) DO”. Parámetro “branch and bound tolerance” establecido en 0%, tiempo máximo de ejecución establecido en 900 segundos.

TIPO: Detalles de cada TSP por formulación entera “Modelo A (SCH) DO”.					
	Agencias P.F.	Variables	Restricciones	Solución encontrada	Tiempo CPU (s)
Ruta 1006	70	5111	5253	35.22	900 ¹
Ruta 1007	56	3305	3307	46.19	900 ¹
Ruta 1008	70	5111	5253	27.64	900 ¹
Ruta 1009	70	5111	5253	46.83	900 ¹

Fuente: elaboración propia (ver archivo pruebas computacionales)

¹ solución encontrada después de 900 segundos.

Tabla A7.4: solución de cada TSP por representación genética formado por el “Modelo A (SCH) DO”. Parámetros “Max Time without Improvement” = 90 segundos, tasa de mutación = 0.5 y población igual a = 100, tiempo máximo de ejecución establecido en 900 segundos.

TIPO: Detalles de cada TSP por representación genética “Modelo A (SCH) DO”.					
	Clientes	Variables	Restricciones	Solución encontrada	Tiempo CPU (s)
Ruta 1006	70	70	1	27.92 ¹	202
Ruta 1007	56	56	1	37.79 ¹	143
Ruta 1008	70	70	1	24.86 ¹	287
Ruta 1009	70	70	1	30.97 ¹	212

Fuente: elaboración propia (ver archivo pruebas computacionales)

¹ mejor solución encontrada después de tres pruebas.

Anexo A8: Detalles parciales de reportes generados por GPS.



Figura A8.1. Ruta 1006 orden de entrega observado según el GPS²⁶. Fuente: Google Earth y GPS.

Recorrido											
Fecha	Hora	Latitud	Longitud	Velocidad	Odometro	Distancia	GPS	Cercas Virtuales	Direccion	Estado	Orientacion
2012/08/24	05:10:18	12.14176	-86.23344	56	4630.2	40.80	OK	NO EXISTEN CERCAS CREADAS	MANAGUA. Bello Horizonte. A 320 m de HOSPITAL MEDICOS UNIDOS	En Movimiento	
2012/08/24	05:12:25	12.1456966	-86.23358	29	4630.7	41.30	OK	NO EXISTEN CERCAS CREADAS	MANAGUA. Bello Horizonte. A 40 m de ROTONDA BELLO HORIZONTE	En Movimiento	
2012/08/24	05:12:52	12.1462383	-86.234375	1	4630.8	41.40	OK	NO EXISTEN CERCAS CREADAS	MANAGUA. Bello Horizonte. A 10 m de SHELL BELLO HORIZONTE	Motor Apagado	

Figura A8.2. Ruta 1006 reporte parcial de recorrido GPS. Fuente: GPS.

²⁶ Esta fue la única ruta que no se pudo obtener el reporte para el día 28/08/2012 debido a problemas técnicos del GPS por lo que se utilizó el reporte generado para el día 24/08/2012, se comparó el reporte con la bitácora y se determinó que el orden de entrega no vario tanto para el día 24/08/2012 como el día 28/08/2012. Ver anexo disco “reporte GSP” para el reporte completo de todas las rutas.

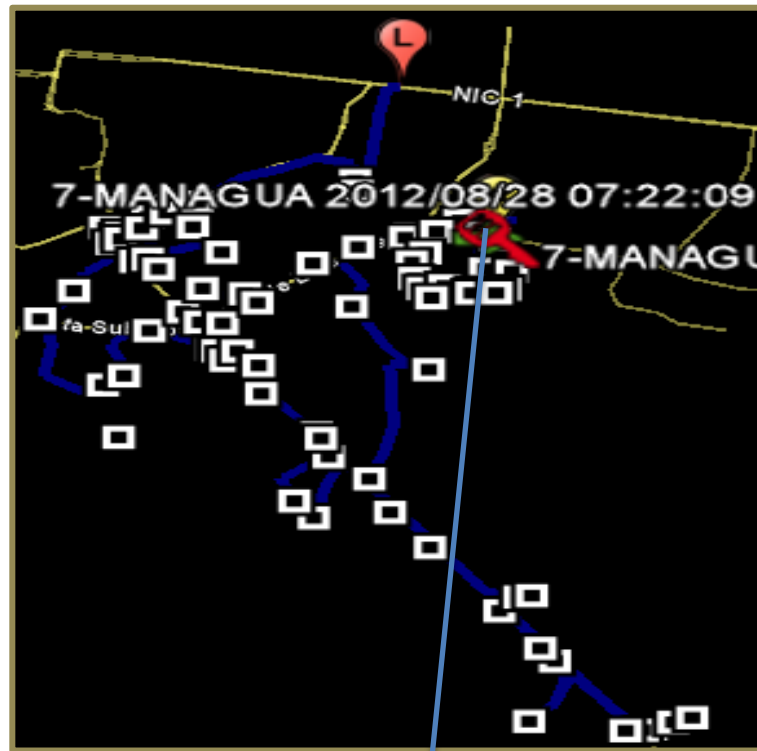


Figura A8.3. Ruta 1007 orden de entrega observado según el GPS. *Fuente: Google Earth y GPS.*

Recorrido											
Fecha	Hora	Latitud	Longitud	Velocidad	Odometro	Distancia	GPS	Cercas Virtuales	Direccion	Estado	Orientacion
2012/08/28	07:22:09	12.12917	-86.22375	34	38623.7	54.90	OK	NO EXISTEN CERCAS CREADAS	MANAGUA. Rubenia. A 30 m de SUPER LA COLONIA	En Movimiento	
2012/08/28	07:23:42	12.1292583	-86.222871	12	38623.8	55.00	OK	NO EXISTEN CERCAS CREADAS	MANAGUA. Americas 1. A 120 m de SUPER LA COLONIA	Motor Apagado	
2012/08/28	07:27:30	12.129205	-86.222825	0	38623.8	55.00	Guardado	NO EXISTEN CERCAS CREADAS	MANAGUA. Americas 1. A 120 m de SUPER LA COLONIA	Motor Encendido	

Figura A8.4. Ruta 1007 reporte parcial de recorrido GPS. *Fuente: GPS.*

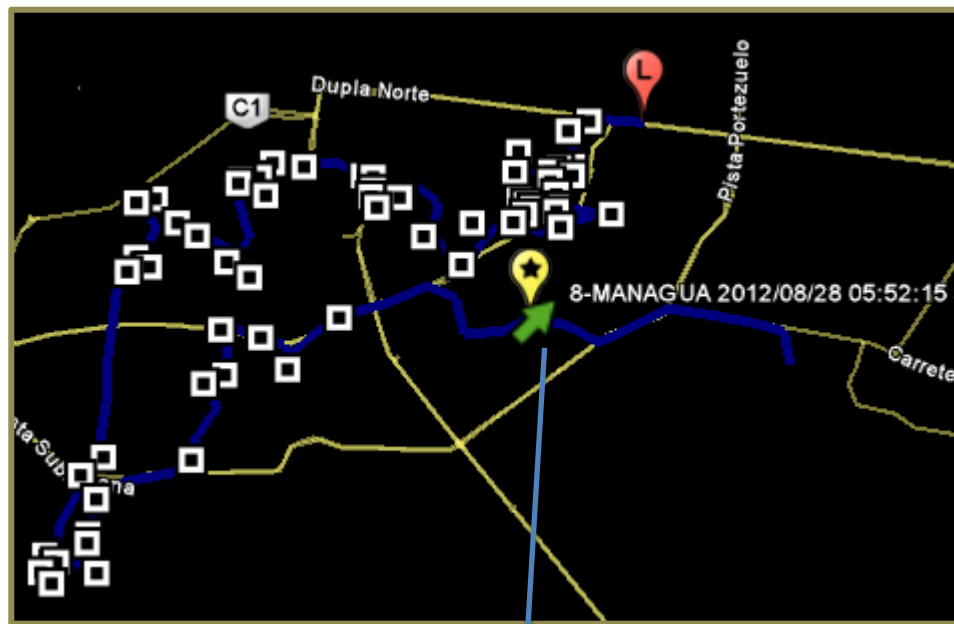


Figura A8.5. Ruta 1008 orden de entrega observado según el GPS. *Fuente: Google Earth y GPS.*

Recorrido											
Fecha	Hora	Latitud	Longitud	Velocidad	Odometro	Distancia	GPS	Cercas Virtuales	Direccion	Estado	Orientacion
2012/08/28	05:54:00	12.1258216	-86.239506	35	32293.8	38.40	OK	FUERA	Municipio MANAGUA, Departamento MANAGUA, NICARAGUA. Dentro de MANAGUA	En Movimiento	NE
2012/08/28	05:54:36	12.1280066	-86.23523	57	32294.3	38.90	OK	FUERA	MANAGUA. Carlos Aguirre. A 140 m de SEMAFORO 14 DE SEPTIEMBRE	En Movimiento	ENE
2012/08/28	05:55:42	12.13009	-86.23127	34	32294.8	39.40	OK	FUERA	MANAGUA. Rubenia. A 40 m de ESSO RUBENIA	En Movimiento	NNE

Figura A8.6. Ruta 1008 reporte parcial de recorrido GPS. *Fuente: GPS.*



Figura A8.7. Ruta 1009 orden de entrega observado según el GPS. *Fuente: Google Earth y GPS.*

Recorrido												
Fecha	Hora	Latitud	Longitud	Velocidad	Odometro	Distancia	GPS	Cercas Virtuales	Direccion	Estado	Orientacion	
2012/08/28	04:59:51	12.14066	-86.296185	44	28622.5	26.50	OK	NO EXISTEN CERCAS CREADAS	MANAGUA. San Ignacio. A 90 m de ESSO EL GUANACASTE	En Movimiento		
2012/08/28	05:00:36	12.1441533	-86.297265	41	28623	27.00	OK	NO EXISTEN CERCAS CREADAS	MANAGUA. Manuel Olivares. A 110 m de SEMAFOROS DE MONSEÑOR LEZCANO	En Movimiento		
2012/08/28	05:01:24	12.1489116	-86.297391	42	28623.6	27.60	OK	NO EXISTEN CERCAS CREADAS	MANAGUA. Monsenor Lezcano. A 50 m de ESTATUA DE MONSEÑOR LEZCANO	En Movimiento		

Figura A8.8. Ruta 1009 reporte parcial de recorrido GPS. *Fuente: GPS.*

Anexo A9: Bitácora de entrega.

1. Ruta 1006

Formato de Observaciones: Agencias Puestos Fijos

Area: Circulación

Nombre del jefe de ruta: Darlin fonseca

Fecha: 28 Agosto 2012

Hora de inicio de carga: 2:40

Hora de finalización de carga: 2:57

Hora de salida "LA PRENSA": 2:58

Clientes de esta Ruta: los campos

Nombre del Observador:

Ruta 1006

69

N° cliente	Secuencia	Nombre del cliente	Hr Llegada	Hr Fin	Observaciones
3008	7	Yalila Magdalena Orozco Oporta	4:07	4:08	
3042	6	Teresa espinoza	5:48	5:49	
3195	64	Unión Bello Horizonte	5:55	5:56	
3255	47	Carlos Humberto Molina	5:10	5:11	
3262	58	Jaime Mendoza Robleto	5:40	5:40	
3293	35	Raul Campos	4:30	4:31	
3407	NO	Juan felix QUIROZ QUINTANILLA			sin envío
3451	60	Sorbetería Gyna	5:46	5:46	
3475	59	María Elsa Aragón Orozco (Miscelánea D & W)	5:43	5:44	
5022	23	NEDICSA Puma Las Mercedes	3:56	3:57	
5052	NO	FlashMart 7 Norte Kenya Avellán			Desactivado
5081	1	La Prensa Oficina Principal	2:58	2:59	
5155	15	Edwin Rommel Holmann Pastora	3:40	3:41	
5163	18	Hotel Las Mercedes	3:46	3:47	
5167	4	José Ramón González/Puma La Reynaga	3:08	3:10	
5218	29	Yelis Sequeira	4:10	4:11	
5224	22	Miscelánea Mi Favorita	3:54	3:54	
5247	40	Cooperativa de Taxi 2 de Agosto	4:48	4:46	
5277	65	FlashMart Bello Horizonte Kenya Avellán	5:57	5:59	
5279	19	FlashMart Las Mercedes Alvaro Reyes	3:48	3:48	
5324	26	Miscelánea Johnson	4:05	4:07	
5370	NO	Cafetin El Oasis Humberto Rodriguez			sin envío
5381	42	Distribuidora La Grande	4:53	4:54	

Figura A9.1 Ruta 1006 bitácora de entrega parte 1. Fuente: Elaboración propia

5394	11	Pali Norte	3:29	3:30	
5395	33	Pali Las Mercedes	4:24	4:26	
5419	30	Farmacia Norte	4:14	4:16	
5421	31	Miscelánea La Unión	4:17	4:18	
5459	46	Carmenza Del Socorro Urbina Castro	5:07	5:09	
5482	6	Marina Carruzo Zamora	3:13	3:13	
5507	43	Asmirna Fátima Arcia López	4:52	4:58	
5510	2	Gloria María Sanchez Ticay	3:00	3:01	
5526	44	Carmen Fatima Melendez Blandon	5:00	5:01	
5631	39	Karla Del Socorro Ramos Silva	4:42	4:43	
5634	3	Mayela Del Socorro Vargas Lezama	3:03	3:05	
5644	37	Juana Amelia Alvarenga	4:35	4:36	
5709	103	Teresa Del Socorro Miranda Hernández	4:08	4:09	
5806	62	Bodegas La Colonia Bello Horizonte	5:50	5:51	
5820	16	Carmen Marina Zeledon Gomez	3:44	3:44	
5941	5	Unión La Reynaga	3:10	3:12	
5978	13	Brenda Regina Soto Gonzaga	3:35	3:35	
6006	17	Librería Anama	3:44	3:45	
6033	24	Gema Ninoska Campos Duarte	3:59	4:00	
6058	54	Mercedes Carolina Altamirano	5:37	5:31	
6088	19	Wilmer Alejandro Orozco Hernández	3:38	3:38	
6089	53	Presentación del Carmen Blandon Chavarria	5:27	5:28	
6176	110	Graciela Sofia Curtis Brautigam			Sm envío
6183	20	Irela del Carmen Castillo Calero	3:51	3:51	
6205	21	Claudia Regina Gómez Brautigam	3:53	3:53	
6214	32	Nubia del Carmen Miranda	4:20	4:22	
6215	48	Maria Milagros Cabrera Acevedo	5:14	5:15	
6228	57	Ingris Antonia Bello	5:39	5:40	
6243	63	Ines del Carmen Urbina Martinez	5:53	5:53	
6261	34	Ulises Napoleón Perez Vindel	4:28	4:29	
6272	49	Veronica Marcela Palacios Rodriguez	5:16	5:17	
6273	45	Maria Elena Mairena Amador	5:02	5:02	
6318	9	Arcenio Moraga Bravo	3:24	3:25	
6356	25	Rosa Esperanza Torres	4:00	4:01	

Figura A9.2 Ruta 1006 bitácora de entrega parte 2. Fuente: Elaboración propia

6372	55	Corporacion de Supermercados Unidos (Maxi Pali Waspan Sur)	5:33	5:34	
6378	10	Paublina del Rosario Miranda Jarquin	3:27	3:27	
6381	86	Marianela Flores Cruz	4:34	4:35	
6395	7	PALI PRIMAVERA	3:16	3:17	
6396	41	Pali Las America	4:48	4:49	
6407	12	Nubia Argentina Delgallo Madriz	3:33	3:33	
6408	38	Edelma Idalia Zamora Artola	4:39	4:40	
6409	52	Cesar Augusto Ortega Bermudez	5:23	5:24	
6411	8	Haryery Maria Cruz Maltez	3:19	3:20	
6416	56	Marlon Leonardo Gomez Acevedo	5:36	5:37	
6420	51	Gillwee Victoria Espinoza Espinal	5:22	5:22	
6427	50	Cesar Augusto Gutierrez Toledo	5:19	5:20	



Figura A9.3 Ruta 1006 bitácora de entrega parte 3. Fuente: Elaboración propia.

2. Ruta 1007

Formato de Observaciones: Agencias Puestos Fijos
Area: Circulación

Nombre del jefe de ruta: Gustavo Burgos

Fecha: 28/08/2012

Hora de inicio de carga: -

Hora de finalización de carga: -

Hora de salida "LA PRENSA": 8:44

Clientes de esta Ruta

Nombre del Observador: _____

Ruta 01007

82

N° cliente	Secuencia	Nombre del cliente	Hr Llegada	Hr Fin	Observaciones
3044	65	Gregoriana Fariñas	6:42	6:43	
3113	22	Comestibles, S.A. Luis Porta	7:55	7:56	
3148	64	Sandra Francisca Zuñiga	6:40	6:41	
3162	13	La Familiar	3:16	3:17	
3287	30	Evin Salinas	4:26	7:27	
3317	14	Ana Cecilia Solorzano	3:19	3:21	
3319	77	Alejandro César Blanco Cucaon	7:14	7:15	
3399	27	Edgard Matamoros Tremonio Puma Santo Domingo	4:19	4:20	
3412	35	FlashMart Bel Air Martha Guerrero	4:44	4:45	
3417	2	Marlenes Anita Pérez	2:49	2:50	
3477	79	Librería La Pista	7:23	7:23	
3500	43	Julia Del Socorro González	7:07	7:07	
4248	58	Maria Esther Castillo Loisiga	6:12	6:23	
4305	46	Dolores Areas Rivas	5:35	5:40	
4372	49	Geavanni Enrique López Rojas	5:45	5:46	
4400	16	CAROSE, S.A.	3:24	3:25	
5019	63	Ajax Delgado/Puma Rubenia	6:38	6:39	
5023	39	Mildred Wosk González	4:57	4:58	
5077	78	Casa Mantica Rubenia	7:20	7:21	
5078	36	Casa Mantica La Centroamérica	4:46	4:47	
5080	25	La Prensa Camino de Oriente	4:14	4:15	
5095	32	Ricardo Vargas Dixon Puma Centro Comercial	4:33	4:34	
5129	44	Uno Universitaria	5:19	5:20	

Figura A9.4 Ruta 1007 bitácora de entrega parte 1. Fuente: Elaboración propia.

5130	48	Súper Delimarket Adreana Ortega	5:40	5:41	
5131	37	FlashMart Galería Ileana Cerrato	4:30	4:31	
5140	69	Farmacias San Agustín	6:36	6:57	
5169	18	Habed Chamorro Puma Metrocentro	3:30	3:31	
5220	61	Miscelánea La Unión	6:33	6:34	
5232	72	Miscelánea 1ro. de Mayo	7:00	7:06	
5246	56	Pulperia La Fé	6:04	6:05	
5257	31	Miscelánea Silvia	4:30	4:31	
5272	60	Lilliam del Carmen Nicaragua Gaitán	6:37	6:33	
5274	40	Guermar, S.A. Puma Las Colinas	5:00	5:00	
5280	41	Stop And Go	5:04	5:05	
5314	5	Texaco Santo Domingo	2:59	3:00	
5315	42	Lester Gaitán Loaisiga	5:14	5:15	
5316	7	Farmacia Guerrero	3:02	3:03	
5338	6	Casa Mantica Santo Domingo	3:01	3:02	
5343	54	Supermercado Delimarket .	6:00	6:01	
5401	80	Palí Primero de Mayo	7:26	7:27	
5402	62	Palí Rubenia	6:35	6:36	
5404	33	Palí Altamira	4:38	4:39	
5457	38	Casa Mantica Hiper	4:55	4:56	
5539	19	Mildred Wosk González	3:37	3:38	
5673	11	Corporacion de Supermercados Unidos Union Carretera Masaya	3:12	3:12	
5720	24	Gilma Del Carmen Cortez Bustos	7:08	7:09	
5748	21	Guermar, S.A. Puma Americano	3:46	3:47	
5835	59	Pali La Fuente	6:26	6:27	
5867	47	Miriam Estela Robles Murrillo	5:36	5:37	
5870	24	Rene Sánchez Almendares	4:08	4:09	
5877	51	Pablo Angel Carcamo Rodriguez	8:52	8:53	
5940	45	FlashMart La Quinta Martha Guerrero	8:26	8:27	
5966	34	Luis Román Arguello Peña	4:41	4:42	
6016	28	Magali Antonio Castillo	4:24	4:25	
6020	50	Casa Mantica Veracruz .	5:50	5:51	
6032	5	Grupo Amano Internacional, S.A. .	—	—	no hubo envío

Figura A9.5 Ruta 1007 bitácora de entrega parte 2. Fuente: Elaboración propia.

6054	23	Sook Ja Chang De Chung	4:05	4:05	
6094	67	Erasmus Camilo Amador Arguello	6:52	6:53	
6108	-	Roberto Carlos Espinoza Delgado	-	-	no haber envío
6135	52	Renee Antonio Duarte Pérez	5:54	5:55	
6179	66	Ronald Andrés Roque López	6:44	6:50	
6181	20	Gilda María Treminio Treminio	6:58	6:58	
6184	12	Rita Marcela Brockmann Moreira	3:14	3:15	
6186	1	Ronald José Sandoval López	2:48	2:49	
6231	76	Aurora Estelva Arce Gómez	7:13	7:14	
6245	68	Roger Vidal Briones	6:54	6:55	
6246	71	Cesar Augusto Ortega Bermudez	7:00	7:01	
6288	43	Carlos Enrique Fernandez Roque	5:16	5:17	
6311	9	Maria Concepción García López	3:07	3:08	
6312	20	Darling Lisette Sevilla Solorzano	3:42	3:43	
6313	15	Martha Lydia Madrigal Prieto	3:22	3:23	
6314	8	Yolanda Zugeydi Martínez Izaguirre	3:03	3:04	
6346	10	Carolina Isabel Alvarez	3:08	3:09	
6347	75	Luz Emilia Sevilla Valdivia	7:11	7:12	
6349	26	Casa Mantica Camino de Oriente	4:10	4:17	
6355	55	Heyner Ernesto Pacheco Sánchez	6:01	6:02	
6362	60	Angel Alfonso Gaitán Leiva	2:53	2:54	
6375	17	Casa Mantica La Colonia Metrocentro	3:25	3:26	
6393	4	Pali Santo Domingo	2:56	2:57	
6405	29	Ana Karina Castellon Lopez	4:25	4:26	
6415	57	Carlos Alberto Guerra Amador	6:13	6:14	
6431	83	Carlos Alberto Guerra Amador	5:58	6:00	

Figura A9.6 Ruta 1007 bitácora de entrega parte 3. Fuente: Elaboración propia.

3. Ruta 1008

Formato de Observaciones: Agencias Puestos Fijos

Area: Circulación

Nombre del jefe de ruta: Mariano Luna

Fecha: 28/08/12

Hora de inicio de carga: 2:56 - 8u.


Hora de finalización de carga: 3:10 - 8u.

Hora de salida "LA PRENSA": 3:20 - 8u.

Clientes de esta Ruta

Nombre del Observador:

Ruta 1008



61

N° cliente	Secuencia	Nombre del cliente	Hr Llegada	Hr Fin	Observaciones
3254	21	Miriam Isabel Torrez Rizo	4:12	4:13	
3306	3	Elizabeth Zamora	3:27		
3365	22	Farmacia Nazareth	4:10	4:11	
3413	29	Azucena García de Cordero	4:29	4:25	
3414	40	Adelina Mercedes Zelaya Vidaure	4:50	4:51	
3420	46	Nalder Orozco	5:12	5:13	
3434	35	Armando Martínez García	4:37	4:38	
3467	38	Union Carretera Sur	4:45	4:46	
3485	28	Miscelánea 27 de Mayo	4:22	4:23	
3491	30	Adrian Centeno Soza	4:26	4:27	
5031	14	Aleyda Gutiérrez/Puma Salvadorita	3:48	3:49	
5079	34	Casa Mantica Plaza España	4:39	4:35	
5084	36	Nemesio Porras López Puma Gueguense	4:39	4:42	
5117	27	Joel Araúz Gutiérrez Puma Las Margaritas	4:18	4:19	
5121	55	José Ramón González Puma Country	5:32	5:39	
5166	19	Comercial Hermosa, S.A. Puma 15 de Septiembre	3:59	4:02	
5187	39	Rosa Urbina	4:48	4:49	
5307	15	María Odily Gutiérrez Sánchez	3:50	3:51	
5393	1	Palí Gallo y Villa	3:23	3:24	
5400	10	Palí P Del H	3:40	3:41	
5527	5	Paula Galo E.	3:31	3:32	
5534	43	Nelson Abraham González Almendarez	5:06	5:07	
5535	50	Pedro Rafael Acevedo Solís	5:20	5:21	

Figura A9.7 Ruta 1008 bitácora de entrega parte 1. Fuente: Elaboración propia.

5562	48	Carolina Isabel Prado Jerez	5:16	5:17	
5583	Suspendido	Sandra Astralia Rocha Cajina *	Suspendido		
5728	56	Rhina Paola Perez Morales	5:40	5:41	
5815	76	Pali Redentor	4:16	4:17	
5834	52	Pali San Judas	5:24	5:26	
5856	8	Francis del Carmen López Navarro	3:36	3:37	
5866	37	Patricia del Socorro Peralta Martinez	4:43	4:44	
5905	Suspendido	Jacqueline de los Angeles Gutierrez García *	Suspendido		
5934	49	Yolanda del Socorro Aburto	5:18	5:19	
5987	57	Luisa Emilia Suazo	5:42	5:43	
6093	12	Ligia Zuleit Espinoza Cerda	3:49	3:45	
6106	23	Déborah Obregón Baéz	Suspendido		
6187	25	Amparo del Milagro Herrera Salgado	4:19	4:15	
6189	7	Alejandro Antonio Lacayo Canales	3:25	3:26	
6190	7	Mireya del Carmen Ramírez Traña	3:35	3:36	
6191	Suspendido	Ana Julia Aragón Rosales	Suspendido		
6192	21	Elvis José Pérez Jimenez	4:08	4:09	
6194	Suspendido	Oscar René López Díaz *	Suspendido		
6195	Suspendido	Rosa Maritza Zelaya Suárez *	Suspendido		
6196	20	Yessenia Cristina Estrada Zapata	4:05	4:06	
6202	53	Tania Eliza García Reyes	5:28	5:29	
6203	54	Ismael Antonio Chavarria Amador	5:30	5:31	
6207	4	Jaqueline Carolina Garay Diaz	3:29	3:30	
6210	16	Aurora del Socorro Castro Bravo	3:53	3:54	
6211	11	Ivania del Socorro Urbina Zavala	3:42	3:43	
6212	Suspendido	Xiomara de la Concepción Rostran Valle *	Suspendido		
6213	6	Gilberto José Ramos Rueda	3:33	3:34	
6220	17	Erodita del Carmen Leiva Madrigal	3:55	3:56	
6221	18	Luz Cristina Coca	3:57	3:58	
6222	13	Vilma del Socorro Benavidez Melendez	3:46	3:47	
6332	31	Claudia Vanesa Flores Madriz	4:28	4:29	
6333	32	Irela del Carmen Castellon Paguaga	4:30	4:31	
6369	33	Yamileth de los Angeles Castillo Blass	4:32	4:33	

Figura A9.8 Ruta 1008 bitácora de entrega parte 2. Fuente: Elaboración propia.

6376	41	Denia Maria Espinosa	4:52	4:53	
6386	59	Jose del Carmen Medina	5:54	5:55	
6426	9	Corporacion de Supermercados Unidos Maxi Pali Oriental	3:38	3:39	
6463	44	Margarita del socorro Chavez montenegro	5:08	5:09	
6464	45	Jose antonio Chavez Bo sierra maestra Surtidora 2c al oeste 1/2 al norte M/I	5:10	5:11	
6466	51	Carlos Antonio Guerrero	5:22	5:23	
6467	47	Juan Rafael Lopez	5:14	5:15	
6468	42	Jenny Del C Martinez	5:04	5:05	
6462	58	Gloria Ximena Solano	5:48	5:49	




Figura A9.9 Ruta 1008 bitácora de entrega parte 3. Fuente: Elaboración propia.

4. Ruta 1009

Formato de Observaciones: Agencias Puestos Fijos
Area: Circulación

Nombre del jefe de ruta: Manuel Salgara
 Fecha: 28/08/12
 Hora de inicio de carga: 2:20
 Hora de finalización de carga: 3:20
 Hora de salida "LA PRENSA": 3:35.
 Clientes de esta Ruta

Nombre del Observador:
Ruta 1009

50

N° cliente	Secuencia	Nombre del cliente	Hr Llegada	Hr Fin	Observaciones
3149	10	Bertha Adilia D' Trinidad Leiva	3:57	3:57	
3201	16	Norma Mayorga	4:04	4:04	
3253	42	Henry de Jesús Arce Vado	4:44	4:45	
3273	18	Distribuidora San Sebastian	4:06	4:06	
3290	29	María Isabel Brizuela Kucalón	4:21	4:22	
3298	15	Mario Arnoldo Altamirano Araica	4:02	4:02	
3309	22	Bertha Amalia Pérez Palacios	4:13	4:13	
3395	46	Marlene del Carmen García Monterrey	4:55	4:56	
3435	4	Casa Mantica Ciudad Jardin	3:44	3:44	
3442	40	Farmacia María Cecilia	4:42	4:43	
3454	30	Mosaico Chino	—	—	no envia los martes
3456	28	Danilo Baltodano	4:20	4:21	
3457	13	Farmacia Lacayo Alemán	4:00	4:00	
3494	32	Zaida Del Carmen Gaitán Ramírez	4:26	4:26	
5020	36	Fanny Cano Morales Puma Linda Vista	4:34	4:38	
5049	5	Aleyda Gutiérrez/Puma El Porvenir	3:45	3:46	
5089	37	Casa Mantica Las Brisas	4:39	4:39	
5107	45	Humberto José Guerrero Nicaragua	4:52	4:53	
5149	39	Pulpería Vaya con Dios	4:41	4:42	
5186	23	Iris Jeanethe Zuñiga Jaime	4:15	4:15	
5229	20	Pulpería El Chele	4:09	4:10	
5299	1	Angela Rosa Gómez Padilla	3:39	3:39	
5323	31	Supermercado La Unión Linda Vista	4:24	4:24	
5397	34	Palí Linda Vista	4:30	4:32	

Figura A9.10 Ruta 1009 bitácora de entrega parte 1. Fuente: Elaboración propia.

5398	12	Palí Santa Ana	3-57	5-06	
5399	48	Palí Zumen	4-54	4-44	
5471	41	Farmacia 35 Avenida	4-43	4-19	
5513	27	Fermin Navarro	4-19	4-48	
5561	43	Diego Manuel Aguilar	4-47	4-33	
5736	35	René Sánchez Almendarez	4-33	3-48	
5869	7	Rydel Calixta Moya Vargas	3-48	4-41	
6000	38	Palí Miraflores	4-40	4-58	
6082	47	Casa Mantica Nejapa	4-57	5-05	
6138	49	Ana María Mendoza Baca	5-03	4-51	
6139	44	Rogelio Meza	4-51	4-12	
6198	21	Maritza Amanda Gutiérrez García	4-11	3-47	
6199	6	Luis Santiago Carballo Rodríguez	3-47	3-41	
6204	2	Lidelba Mejia Mejia	3-41	3-55	
6234	9	Karla Eugenia Soza Moreno	3-54	4-09	
6235	19	Abigail Lopez Mendieta	4-08	4-29	
6256	33	Jorge Luis Saravia Hurtado	4-28	3-51	
6257	8	Beneranda Del Socorro Rodríguez Robleto	3-50	3-58	
6268	11	Oscar Juarez Arguello	3-58	4-01	
6269	14	Clariza del Socorro Roa	4-01	4-05	
6270	17	Lisette Carolina Gutierrez Espinoza	4-05	4-17	
6370	25	Pablo Enrique González	4-17	4-17	
6385	24	Maria Teresa Altamirano Meza	4-15	3-44	
6450	3	Dominga del Socorro Lopez	3-43	4-18	
6456	26	Marcela Morales Romero	4-18		
6457	—	Flor de Maria Gutierrez Salinas	—	—	no recibe parafito

Figura A9.11 Ruta 1009 bitácora de entrega parte 2. Fuente: Elaboración propia.

5. Hoja de control de despacho de rutas.

HOJA DE CONTROL DE DESPACHO A RUTAS DE AGENCIAS DE DEPARTAMENTO Y MANAGUA										
PRENSA EDICION No:		DIARIO HOY EDICION No:		FECHA: 28/8/12		DISTRIBUCION A TRANSPORTISTA DE AGENCIAS				
DESCRIPCION DEPARTAMENTO RUTA	CANTIDADES		TIEMPO DE INICIO		TIEMPO DE FINAL		DISTRIBUCION A TRANSPORTISTA DE AGENCIAS			FIRMA
	PRENSA PAQTS	DIARIO HOY UNIDS	COMPAGINADO Y SUSCRIPCIONES	COMPAGINADO Y SUSCRIPCIONES	TIEMPO DE INICIO	T. FINAL ASISTENCIA	TIEMPO DE SALIDA			
1	32	1123	32	843	1:40	1:40	1:33	12:19	1:46	
2	29	1326	29	1324	1:28	1:31	1:32	12:17	1:42	
3	28	1604	27	1435	1:41	1:52	1:37	12:59	2:00	
4	27	1682	41	4748	1:20	1:24	1:18	11:44	1:35	
5	25	1111	33	3259	1:24	1:53	1:56	1:32	2:03	
6	46	2881	68	7428	1:10	1:19	1:12	10:43	1:46	
7	27	915	28	1921	1:22	1:22	1:28	12:06	1:37	
MANAGUA										
1	23	1624	29	3373	2:59	2:59	2:32	1:26	3:18	
2	24	2295	38	5936	2:43	2:49	2:40	1:08	2:51	
3	20	2231	27	4310	2:29	2:34	2:36	12:57	2:37	
4	37	1264	41	2261	1:58	1:58	2:04	12:26	2:35	
5	23	1520	28	3120	2:57	2:57	2:30	1:22	3:04	
6	65	664	60	652	-	-	2:48	1:17	2:58	
7	81	960	72	652	-	-	2:25	12:39	2:44	
8	58	553	57	563	-	-	2:57	1:38	3:05	
9	47	523	47	710	-	-	3:00		3:20	

GUSTAVO CEDEÑO LOPEZ O
NOMBRE DEL DESPACHADOR




Figura A9.12 Hoja de control de despacho. Fuente: Elaboración propia.

Anexo A10: Los vehículos.

1. Ruta 1006



Figura A10.1 vehículo de la ruta 1006 (1). *Fuente: Elaboración propia.*



Figura A10.2 vehículo de la ruta 1006 (2). *Fuente: Elaboración propia.*

2. Ruta 1007



Figura A10.3 vehículo de la ruta 1007 (1). *Fuente: Elaboración propia.*



Figura A10.4 vehículo de la ruta 1007 (2). *Fuente: Elaboración propia.*

3. Ruta 1008



Figura A10.5 vehículo de la ruta 1008. Fuente: *Elaboración propia.*

4. Ruta 1009



Figura A10.6 vehículo de la ruta 1008. Fuente: *Elaboración propia.*

Anexo A11: Lista de archivos anexos disco.

- Los datos de cada agencia puesto fijo (latitud, longitud) y junto con la matriz de distancia ha sido añadido a anexos disco. Libro de Excel *"Datos de Agencias y Matriz de distancias"*.
- los Datos para llevar a cabo el estudio comparativo, junto con los reportes generados por los optimizadores para cada uno de los modelos, ha sido añadido a anexos disco, carpeta: *"pruebas computacionales"*
- Los resultados junto con el orden de entrega propuesto de cada uno de los modelos, ha sido añadido a anexos disco, carpeta: *"Modelos LA PRENSA y rutas propuestas junto con sus mapas"*.
- Alguna parte de la bibliografía digital utilizada para realizar este trabajo también ha sido añadido a anexos disco, carpeta: *"Biblografia"*.